

摘要

制造系统的自动化、最优化、柔性化、集成化、智能化、精密化和高速化趋势，对过程及设备状态监测和故障诊断提出越来越高的要求。

本文在参阅了大量国内外相关文献的基础上，回顾了设备状态检测和故障诊断的历史以及其具有的特点和要求，分析了相关理论及智能方法在状态监测与故障诊断中的应用。

状态检测与故障诊断实际上是个“模式识别”问题。生物的免疫系统具有利用少量的抗体识别大量的病变或外来入侵物质的特性，具有模式识别的性质。

本文回顾了人工免疫机理在状态检测和故障诊断中的研究现状。在此基础上，对已有算法作了改进，提出了人工免疫机理在数控机床在线状态检测和故障诊断中的运用。实时的状态监测与故障诊断过程作为一个模式识别过程是一个多模块的协调过程。本文研究了多Agent理论在系统建模中的应用。

本文的章节组织如下：

第一章绪论首先回顾了现代机械制造系统的发展与特点，给出了对其进行状态检测与故障诊断的意义及要求；阐述了设备故障诊断技术的发展过程及其特点；回顾了传统的识别理论以及智能算法在其中的运用情况；并提出了本科题的目的、意义及研究的主要工作。

第二章首先介绍了自然免疫的机理；阐述了在当今状态检测与故障诊断研究中运用较多的人工免疫机理——自我/非我识别理论和免疫网；最后总结了该理论的国内外研究现状，并提出了本科题的研究方向。

第三章提出了基于人工免疫机理的数控机床在线状态检测与故障诊断中系统模型，并讨论了涉及到的关键技术。

第四章讨论了基于多Agent理论的模拟实验系统的开发，介绍了数据采集Agent、数据Agent和决策Agent的结构，功能及实现技术。

第五章给出了模拟实验系统软硬件平台的建立，并通过两组模拟实验证明了本理论及模型的可行性。最后第六章总结了本科题，并给出了今后的工作方向。

数控机床是个复杂，精密的系统，对其进行状态检测与故障诊断也是个复杂的系统工程，不但关系到诊断的准确率，实时性，而且关系到对未来状态的预测。本科题将人工免疫机理引入了数控机床的状态检测和故障诊断中，仅是个开始，今后还有大量的工作需要进行。

关键词：数控机床、状态检测、故障诊断、免疫机理、多Agent

Abstract

Today, the industry requires the manufacturing equipments to be more automatic, optimized, flexible, integrated, intelligent, accurate and high-speed. So they must have the characters of monitoring and fault-diagnosis. So far, to enhance the system of monitoring and fault-diagnosis with real time property and veracity, many studies have been done and many principles have been mentioned.

Upon a lot of domestic and overseas literatures, we looked back the history, characters and requirements of monitoring and fault diagnosis for equipments. We summarized the traditional identification theories, and discussed some intelligent algorithms existed.

Monitoring and fault diagnosis is a pattern recognition task. The natural immune system can distinguish a lot of foreign substances using a bit of antibodies, and it has the feature of the pattern recognition.

This paper retrospected the studies on monitoring and fault diagnosis based on the artificial immune system. Then we improved this algorithm and executed it for numerical control machine. The real-time monitoring and fault diagnosis, as a pattern recognition process, needs multi-module in line. In this paper, we modeled the system based on the theory of multi-agent.

This paper was organized as the following:

In the first chapter, as the exordium, we firstly reviewed the evolution and the feature of modern manufacturing systems. Then the importance to monitor and diagnose faults for those systems was introduced with their demands. We investigated the developments and features of the monitoring and fault-diagnosis. Moreover the traditional identification theories and intelligent algorithms existed were reviewed. In the end, the aim and primary work of this research is brought forward.

In Chapter 2, we introduced the natural immune mechanism firstly. Then the artificial immune systems which are widely used today, as self/nonself and immune networks, were

described. And we laid out the actuality about exertion of artificial immune system in monitoring and fault diagnosis, and pointed out the direction for the following study.

Chapter 3 was the core and the innovation of this paper. It illuminated the exertion of the real-time monitoring and fault diagnosis in the numerical control machine in details.

In Chapter 4, the system model based on the theory of multi-agent was built for simulation experiment. 3 groups of agents, data-gathering agent, data-disposing agent and decision-making agent were brought forth with their frames, functions and key technologies to realize them.

Chapter 5 expatiated on several key points in realizing experimental systems, and validated the feasibility of the theory and its model through 2 groups of experiments. Chapter 6 summarized and presented the orientation for the future.


Numerical control machine is a complicated, nice system. Thus this makes the monitoring and fault diagnosis a system project, which relates to not only the veracity and the real time of diagnosis, but also the forecast to the future. Artificial immune system was introduced to monitoring and fault diagnosis for numerical control machine in this thesis as the beginning, and a lot of work is to be done in the future.

Key words: numerical control machine, monitoring, fault diagnosis, immune system, multi-agent theory

附件一：

东华大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

学位论文作者签名：
日期：2004年3月3日

附件二:

东华大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权东华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、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密 ，在 _____ 年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密 。

学位论文作者签名: 杨/23

指导教师签名: 毛/志/超/文

日期: 2004年3月5日

日期: 2004年3月5日

第一章 绪论

1.1 机械制造设备状态检测与故障诊断的概述

1.1.1 现代机械制造系统的发展与特点

上世纪初以来，由于科学技术的发展，尤其是微电子技术、计算机技术以及人工智能技术的迅猛发展及其在制造业中的广泛应用，使机械制造系统向着自动化、最优化、柔性化、集成化、智能化和精密化方向发展。

回顾机械制造自动化的发展历史，可以归纳出明显的四个阶段^[1]：第一阶段：以刚性自动线或自动单机为标志的单机自动化发展时期；第二阶段：以数控 (NC) 技术与数控机床为标志的专用设备自动化发展时期；第三阶段：以柔性制造系统 (FMS) 为标志的系统自动化发展时期；第四阶段：以计算机集成制造系统 (CIMS) 为标志的综合自动化发展时期。

现代机械制造系统不仅能极大地提高劳动生产率，大大缩短生产周期、提高产品质量，而且还能充分提高设备的利用率，较多地减少操作人员，较大地降低成本，减少在制品数量和库存量。但是，另一方面，由于加工设备结构复杂、造价高，一旦发生故障而停产停工，其所造成的经济损失和社会影响，也可能比过去低水平生产时成十倍、甚至成百倍的增加。

尤其对高速精密加工更是如此。高速精密加工是在密封的机床工作区间里进行的，在零件加工过程中，操作人员很难直接进行观察、操作和控制，因此机床本身有必要对加工情况、刀具的磨损状态等进行监控，实时地对加工过程在线检测，这样才能保证产品质量，提高加工效率，延长刀具使用寿命，确保人员和设备的安全^[4]。

1.1.2 设备故障诊断技术的发展过程^{[8]-[12]}

从历史上看，机械设备故障诊断技术自身的发展与设备管理和设备维护体制的进步和完善有着密切的联系。

在18到19世纪，机器设备的技术水平和复杂程度都很低，设备的利用率和设备的维修费用问题不足引起人们的注意。对设备故障缺乏认识，采取不坏不修，坏了再修的办法，即所谓的事后维修。

进入20世纪后，生产方式发生了很大的变化。机器设备本身的技术水平和复杂程度提高了，机器的故障或事故对生产的影响显著地增加了。在这种背景下，便出现了定期预防维修的方式，以便有可能在机器尚未发生故障之前就进行检修或更换零部件。定期预防维修比起事后维修方式的确是一大进步，多年来在设备维护管理中起到了积极的作用。我国部分企业还在采用上述两种方式。

但是，定期预防维修的检修周期基本上是凭借人的经验再加上某些统计资料制定出来的。这样，一方面很难预防许多由于随机因素引起的故障，另一方面又会造成许多过剩维修。为了弥补上述不足，美国开始大力开展可靠性工程的研究。利用可靠度和故障率的概率形式把设备的状态定量地描述出来，通过监测零部件和设备的可靠度来确定下一步的维修计划，这种方法能有效地减少不必要的大修，从而可降低维修费用，在应用中取得了良好的效果。然而，可靠性维修方法必须要以同类设备的大量统计数据为依据才能做出概率性的有用结论，很难进行推广。

20世纪60年代以后，设备朝着大型化、高速化、连续化、精密化、强载化、系统化以及自动化等高度现代化的方向发展。显然，在这样的条件下由于设备故障停工而造成的损失将大大地增加，维修费用也大幅度地增加，从而在经济上造成巨大的损失。

正是由于上述原因，早自20世纪60年代起人们已开始认识到发展和应用故障诊断技术的重要性、必要性和迫切性。在客观上；美国自1961年开始了执行具有划时代意义的“阿波罗”计划。在日本，作为技术进步的象征，1964年建成了新干线 and 东京奥林匹克体育场。在英国，1970年提出了设备综合工程学和寿命周期费用的问题。所有这些都涉及高新尖端技术，因此，给机械设备故障诊断技术的发展带来了极大的推动力。从技术背景方面来看，20世纪60年代中后期是电子计

计算机和电子技术迅速发展的年代，伴随着快速傅里叶变换（FFT）和算法语言的出现，将信号处理技术从硬件到软件推向了一个新的高度。另一方面，机械设备和零件的可靠性研究，机械零件损坏机理的研究等等，像声发射技术、红外测温技术、油液分析技术、振动信号分析技术，以及各种无损检测技术的出现，从理论、实践和应用等诸方面促进了机械设备故障诊断技术的深入发展。

近年来，一些发达国家已经开始采用所谓的状态维修和预知维修，这是继事后维修和定期维修之后的又一新概念。我国部分工业企业正在逐步推行这种全新的维修体制。

1.1.3 机械制造系统对监控与诊断的要求

(1) 加工过程中多传感器的应用

为了确保设备的正常运行及加工产品的质量，必须对设备运行过程的状态以及加工过程的状态进行监控。

早期的监测系统一般只采用一种传感器来测量和处理单一信号。这种方法虽然也能局部地解决某些问题，但往往数据的可靠性不高，可能出现误报警或漏诊现象。这种单传感器、单信号的方法往往只能适用于单一工况或工况变化不频繁的简单设备的加工过程状态监测。

现代机械制造系统是一种高度自动化、高度复杂、高度集成的系统。其加工工况条件、类型及工件等因素复杂多变，故障或异常的随机性大、类型多。利用传统的单传感器对单参数的监测与诊断是无法满足要求的。这就必须采用一种多传感器的监测和多参数的综合决策方法，对加工设备各部分提取相应的多个感兴趣的参数和状态变量，然后进行综合分析、判断，从而准确定位故障和正确决策^{[11][12]}。

现代机械制造系统的监测应具备的功能可用图 1.1^[1]来加以说明。图中给出了离散监测和连续监测两种监测功能。所谓离散监测，主要是指对设备运行过程中的状态进行监测，其离散状态变量包括二进制的数字控制信号。所谓连续监测，主要是指测量加工设备及其加工过程物理状态变量的传感信号，以及从测量工件和刀具轮廓尺寸的传感器中获取的几何数据等。它们直接关系到设备加工过程的正常运行及

加工产品的质量。这些信息的共同特点是以模拟量的形式出现的。有效地获取上述这些信息，正确地使用和分析融合这些信息可以说是现

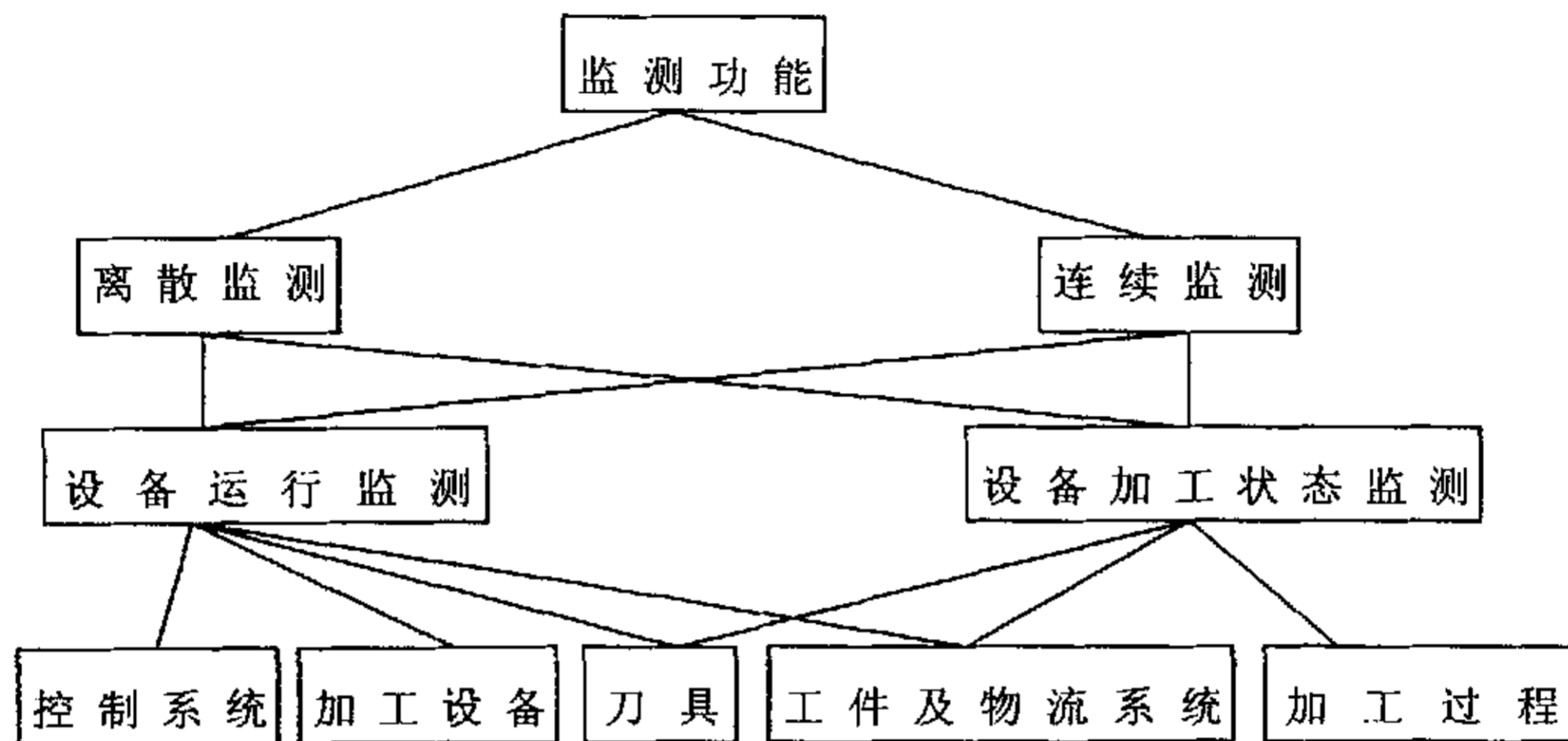


图 1.1 一般监测功能图

代机械制造系统监测和诊断的首要任务。

(2) 基于知识的专家诊断系统的应用

人们一直在探求如何充分重视领域专家的知识，致力于模拟领域专家的推理过程以及控制和运用各种诊断知识的能力。适应现代机械制造系统的基于知识的专家诊断系统，其基本的要求就是需要有一个完善的知识库和一套有效的推理机制。诊断知识获取和诊断知识库的构成，直接关系到该系统的成败。同时，人们在新的诊断推理策略和推理机制方面作了大量的研究，如基于基因算法的诊断推理策略等。

(1) 分布式和集成化的系统特点

现代机械制造系统由于其结构的复杂性，其加工设备往往由若干相互联系又相互独立的子系统组成，子系统又有若干模块组成。这一特点注定了对于用于现代机械制造系统的监控与诊断系统，仅靠一个单一的人工智能专家系统并不能很好地解决系统的监控和诊断问题。这就要求监控和诊断系统不仅能实现各种信息的集成，而且能有效地利用资源，优化控制各子系统的异步操作，均衡各子系统的目标，实

现一种所谓分布式专家系统。

1.1.4 故障诊断的过程与特点

故障诊断地过程一般可以认为是一个“模式识别”的过程^{[3][9]}，因为不同状态可以认为是不同的“模式”，而“状态识别”就被认为是“模式识别”。通过对系统进行监控或观测，可以保证在系统发生故障时能够检测出系统的有关特征信息，并由此识别出系统和设备的状态，即系统设备可能的故障及其产生的原因。因此系统的诊断内容和过程如图 1.2^[3]。

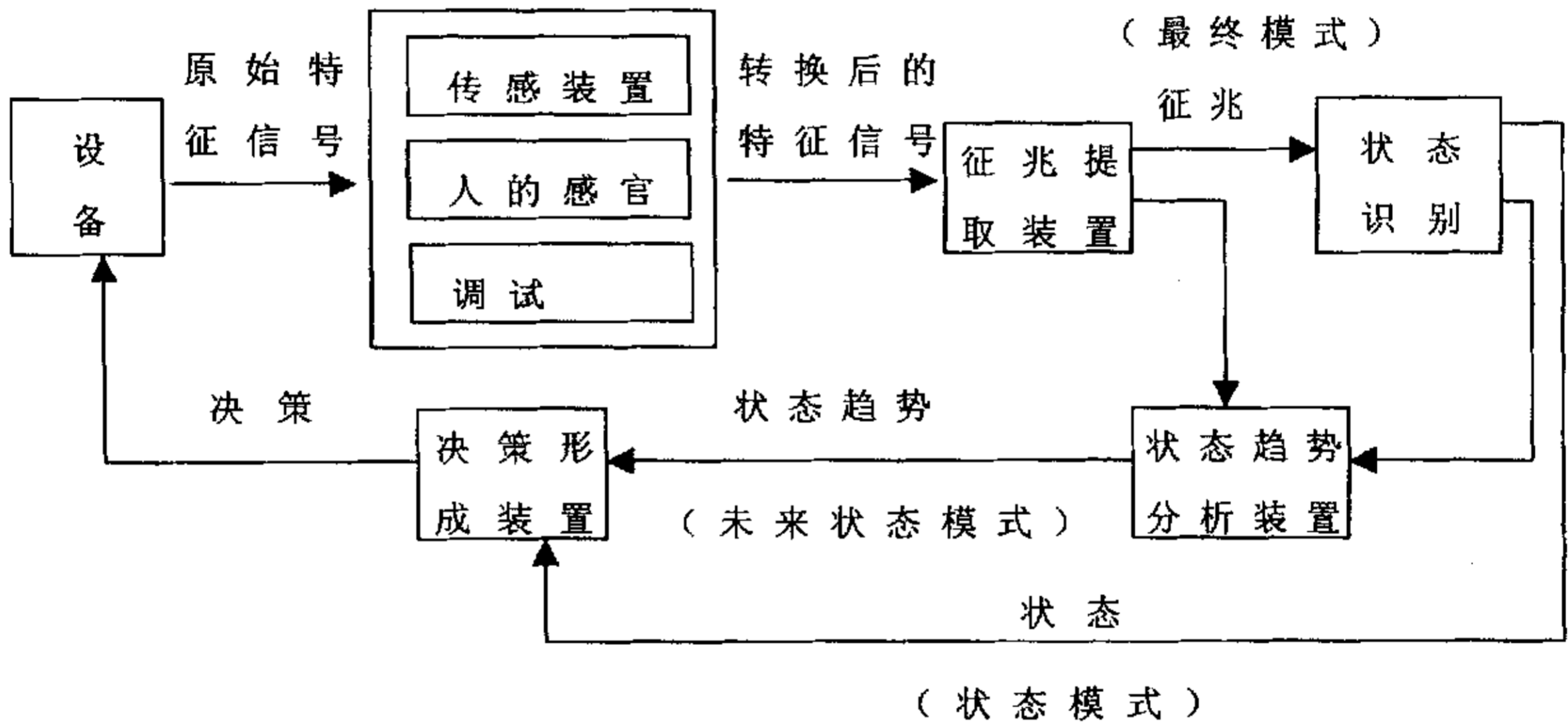


图 1.2 机械设备诊断过程

1.1.5 设备故障诊断识别理论及方法^[9]

常用的识别理论及方法有：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，神经网络识别法，遗传算法，人工免疫识别机理等。对这些方法简介如下，后面三种将在1.2节介绍：

(1) 统计识别法

系统的输入信号、输出信号及系统特征信号具有一定的随机性。从所测取的信号中提取特征时必须采用统计方法才能反映被诊断对象的实时状态；同样，在建立标准特征库时也必须采用统计的方法。统计识别方法是最基本的诊断方法。

统计识别方法由下列 4 部分任务组成。

1) 测量信号。通过传感器将被测物理量转化为所需的电参量（即电压或电流），要求在不失真的条件下提供足够数量的可靠信号。

2) 提取特征。通过滤波、放大（或衰减）和各种变换等信号处理方法，用统计计算方法从大量信号数据中提取出对待诊断故障敏感的特征元素。

3) 建立标准特征库。针对待诊断故障，根据工程中的实际经验和实验数据的统计结果及理论分析结果，提供标准的正常状态模式集和待诊断故障模式集。

4) 比较识别。也称为门限比较，就是将被诊断对象的实时信号中提取出来的特征元素与标准库中的正常状态和待诊断故障模式集的相应特征元素进行比较，根据相应集合接近的程度给出诊断的结论。有些文献把这种比较识别方法叫做聚类分析。

进行状态分类的常用的距离函数列入表 1.1 中。

这里的特征元素（参数）可以是时域或频域中的各种统计参数。在时域中应用较多的统计参数有：均值，峰值，均方幅值，波形指标，自相关函数，互相关函数等。频域中常用的参数有：幅值谱，功率谱（子功率谱密度函数，互功率谱密度函数），细化频谱，系统的各阶振型等。各种谱图的图形识别（图形参数化）也是一种重要的统计识别方法。

用统计法进行析因分析的前提是各故障对应的特征向量之间应无耦合关系，在一定条件下存在弱耦合现象。单纯采用统计析因的算子不能得到较好的诊断结果，若采用模糊诊断和灰色诊断，效果较好。

(2) 函数识别法

函数识别法主要用于特征元素与故障状态之间存在某种函数关系的情况。反映特征元素和故障之间关系的函数必须经过大量实测统计数据的验证和修改后，才能真正地反映工程实际中被诊断对象的特点，才有实用价值。因此，从工程角度看，函数识别也必须建立在统计的基础上。

表1.1 常用的距离函数^[9]

| 距离函数 | | 计算公式 |
|-------|------------------------|---|
| 空间距离 | 欧式距离 (欧几里德距离) | $D_E(K_T, K_j) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{iT} - x_{ij})^2}$ $= \sqrt{(K_T - K_j)^T (K_T - K_j)}$ |
| | 加权欧式距离 | $D_W(K_T, K_j) = \sqrt{(K_T - K_j)^T W (K_T - K_j)}$ 其中 W 为 $n \times n$ 的权系数矩阵 |
| | 马氏距离 (马哈劳林比斯距离) | $D_M(K_T, K_j) = \sqrt{(K_T - K_j)^T R_j^{-1} (K_T - K_j)}$ 其中 R_j^{-1} 为 R_j 的逆矩阵 而 R_j 为 K_T 和 K_j 的协方差矩阵: $R_j = K_T K_j^T$ |
| | 明氏距离又叫广义距离 (明考斯基距离) | $D_{M_q}(K_T, K_j) = \left[\sum_{i=1}^n x_{iT} - x_{ij} ^q \right]^{1/q}$ 当 $q = 1$ 时叫绝对距离 $D_{M_1}(K_T, K_j) = \sum_{i=1}^n x_{iT} - x_{ij} $ 当 $q = 2$ 时即欧氏距离, $q \rightarrow \infty$ 时叫切比雪夫距离 $D_{M_\infty}(K_T, K_j) = \max x_{iT} - x_{ij} (1 \leq i \leq n)$ |
| 相似性指标 | 角度相似性指标 | $A(K_T, K_j) = \frac{K_T^T K_j}{\ K_T\ \ K_j\ }$ |
| | 相关系数 | $C(K_T, K_j) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_{iT} - \bar{x}_{iT})(x_{ij} - \bar{x}_{ij})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{iT} - \bar{x}_{iT})^2 \sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_{ij})^2}}$ |
| 信息距离 | Kullback-Leibler 距离 | |
| | Itakura 距离 | |

(3) 逻辑识别法

逻辑识别法是利用逻辑特征量进行故障识别的机械故障诊断法。所谓的逻辑特征量不仅是指将连续的特征量直接量化，而且指将状态信息量化为数学中的逻辑量。

故障树分析法（FTA）是逻辑诊断法最成功的应用。故障树反映了特征向量与故障向量（自然也是逻辑向量）之间的全部的逻辑关系。首先对每个故障状态建立相应的故障树，并求出其最小割集。将最小割集作为新的特征向量，与故障向量建立逻辑矩阵关系，则此矩阵即可用于故障诊断。

(4) 模糊识别法

用模糊逻辑方法不仅能表示属于或不属于的简单概念，同时还能准确地刻画出“属于的程度”如何。模糊识别法不仅能简易地诊断出“是否有故障”，而且能给出故障产生的可能性及故障的位置和程度如何。

模糊诊断方法利用模糊集合论中的隶属函数和模糊关系矩阵的概念来解决故障与特征间的不确定性关系，进而实现故障的早期预报和精密诊断。这种方法难以进行趋势分析。

构造隶属函数是实现模糊诊断的前提。由于隶属函数可以由隶属度曲线表示，是人为构造出来的，含有一定的主观因素。

对特征元素的选择有一定要求，如选择不合理，诊断精度会下降，甚至失败。如果在特征与故障的关系中含有未知因素时，隶属函数无法构造出来，此时方法失败。由于灰色诊断方法能够对特征与故障间含有未知信息时进行关联度分析，为在具有未知信息的诊断中用关联度分析来调整模糊诊断法的精度，保持模糊诊断的有效性提供了可能性。

(5) 灰色识别法

根据灰色系统理论，可把设备的状态视为灰色系统，即把不确定量视为灰色量，利用有限的故障数据，按照灰色预测的方法，对数值进行初始化和一次累加生成等处理，建立灰色预测模型群，即GM(1,1)

模型。利用该模型群对设备运行时间内的状态进行精密诊断和故障预报。

1.2 智能算法在机械设备状态检测与故障诊断中的应用

1.2.1 人工神经网络在机械设备状态检测与故障诊断中的应用

人工神经网络模型是在现代神经生理学和心理学的研究基础上，模仿人的大脑神经元结构特性而建立的一种非线性动力学网络系统。它由大量的简单的非线性处理单元（类似人脑的神经元）高度并联、互联而成，具有对人脑某些基本特性的简单的数学模拟能力。许多著名的神经网络模型如BP网络，自适应共振理论（ART），自组织特征映射（SOM）等在工程技术领域得到广泛应用。

人工神经网络具有如下特点^[14]。

- 1) 学习能力；
- 2) 分布式、强大的鲁棒性和容错能力；
- 3) 并行性；
- 4) 非线性；
- 5) 大量的训练样本；
- 6) 可解释性差；

人工神经网络在故障诊断领域的应用主要集中在三个方面^[2]：一是从模式识别角度应用神经网络作为分类器进行故障诊断；二是从预测角度应用神经网络作为动态预测模型进行故障预测；三是从知识处理角度建立基于神经网络的诊断专家系统。从发展前景来看，主要为：各种诊断理论与神经网络的结合、信号处理与神经网络的融合、神经网络结构的改进、基于知识的专家系统与神经网络诊断系统的结合及设备故障诊断智能系统的微型化和“傻瓜”化^[9]。

在人工神经网络的多种模型中，BP算法是一种最常用的方法，但它存在如下不足^[9]：

- 1) 收敛问题：洛曼哈托等人曾用偏微分方程作了证明，当网络的权值的调整步长为无限小时，收敛才有效。

2) 局部最小问题：BP学习算法用梯度下降法调整网络权值，对于凸状的误差函数来说，它有唯一的最小值。但是对实际问题中经常遇到的非凸状的误差函数却不能取得最佳的结果。

3) 网络训练瘫痪问题：在有些情况下，网络训练过程中权值的修改实际上停顿了。一旦进入这种状态，它的训练时间按照数量级增长，网络处于瘫痪状态。

1.2.2 遗传算法在机械设备状态检测与故障诊断中的应用

遗传算法模拟了生物的遗传机制（繁殖、杂交和变异等）和达尔文的“自然选择，适者生存”的原理。具体地说，一个概念描述的变化对应于一个物种的个体；这些概念的诱导变化和重组用一个目标函数（相应于自然选择的准则）来衡量，看其中哪些能够保留在基因库中。基因遗传算法适用于非常复杂的环境，如带有大量噪音和无关数据的不断更新的事物，不能明显和精确定义的目标，以及通过很长的执行过程才能确定当前行为的价值等。因此非常适合于故障诊断系统。遗传算法的步骤如图1.3^[14]所示。

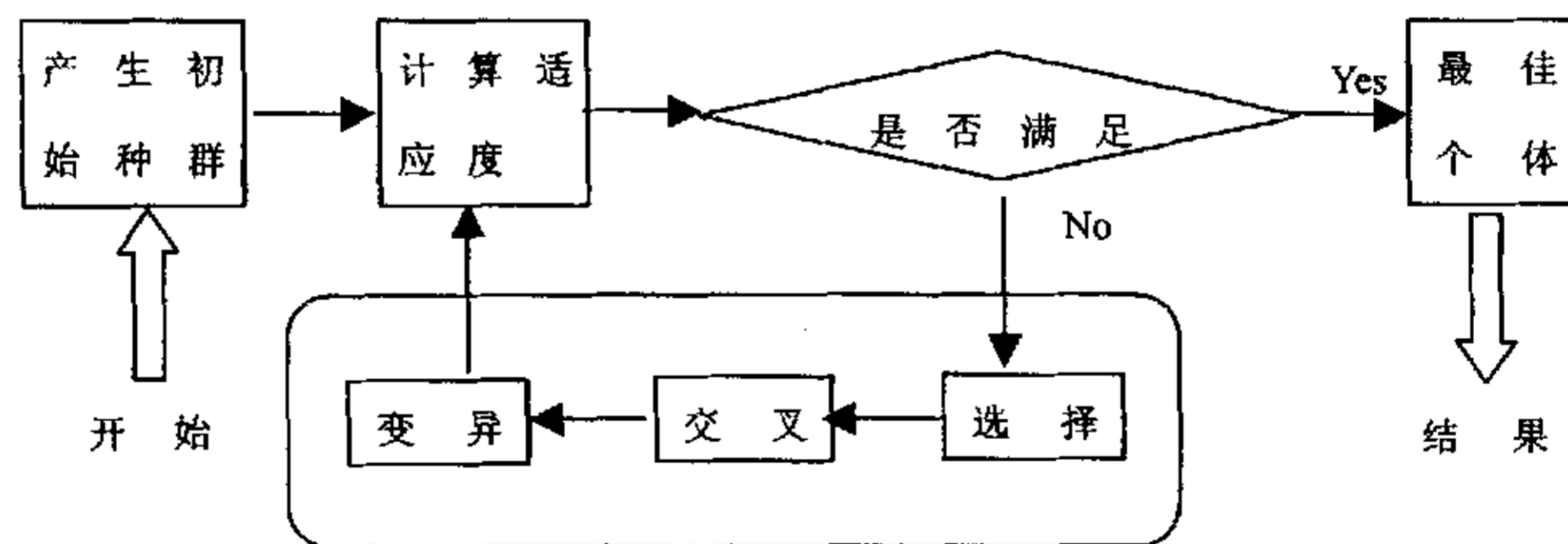


图 1.3 遗传算法的流程图

遗传算法具有如下特点^{[14][15]}：

- 1) 自组织、自适应和自学习性（智能性）。
- 2) 遗传算法的本质并行性。该算法按并行方式搜索一个种群数目的点，而不是单点。

3) 遗传算法不需求导或其它辅助知识，而只需要影响搜索方向的目标函数和相应的适应函数。

4) 遗传算法强调概率转换规则，而不是确定的转换规则。

5) 遗传算法可以更加直接地应用。

6) 遗传算法对给定问题，可以产生许多潜在的解，最终选择可以由使用者确定（在某些特殊情况下，如目标优化问题不止一个解存在，有一组最优解。这种遗传算法对于确认可替代解集而言是特别合适的）。

虞和济等人提出了一种基于集约覆盖理论的诊断方法^[9]。这种方法将用于诊断问题求解的浅知识，以因果和概率形式给出。用这种方式求解故障诊断问题可归于难于解决的非线性优化问题：在所有可能的 2^D 个假设中，找到适应函数的最大值。

文献 [13] 中，将遗传算法用于优化模糊矩阵 R 。

遗传算法是一种优化方法，在故障诊断中的应用，主要是和别的理论相结合，寻找适应函数是一个难点，也是一个重点。

1.3 本课题的目的与意义

综上所述，随着制造设备向自动化，柔性化，集成化，智能化，高速化，精密化的快速发展，对设备与制造过程在线状态检测与故障诊断的要求越来越高。如何解决现有诊断机理和方法存在的不足，如何开发和应用新的理论与方法，是故障诊断学科面临的严峻问题。

生物免疫系统作为一种新的故障诊断方法，正在引起国内科学工作者的注意。本课题将在认真分析故障诊断要求基础上，就人工免疫机理在制造设备—数控机床的在线状态监测与故障诊断中的应用作一些初步研究。

1.4 本课题的主要工作

本课题的主要工作如下面：

1、课题以数控机床为对象，研究人工免疫机理在制造设备状态监测与故障诊断中的应用；

2、在多传感器信号采集、数据处理以及信息融合方面进行了研

究：

3、实时的状态监测与故障诊断过程是一个多模块的协调过程，课题研究了如何利用多Agent理论进行各模块之间的协调；

4、课题以理论研究为主，通过两组实验进行了验证。实验1在简易的平台进行，利用的是加速度单传感器；实验2在六角车床上进行，利用了加速度传感器以及电流传感器。

第二章 人工免疫机理及其在故障诊断中的应用

这一章在分析自然与人工免疫机理基础上，讨论国内外关于基于免疫机理的状态监测与故障诊断研究现状，并由此提出本文的研究方向。

2.1 人工免疫基本概念

人工免疫机理是受自然免疫机理的启示而提出的。

2.1.1 自然免疫系统特性

免疫系统保护人类免受大量的细菌、病毒以及别的病原组织的侵害。为了执行这些任务，免疫系统必须能够鉴别自身的细胞和分子（它们是不应被消灭的），以及外来的细胞和分子即抗原（它们是应被消灭的）。从信息处理角度来看，识别几乎无限数量的外来细胞和分子，即抗原并从自我分子中鉴别它们是项艰巨的任务。免疫系统具有令人惊叹的模式识别能力。

免疫系统拥有的大量的多样的分子，即抗体，是它具有模式识别能力的关键。其识别功能由B淋巴球和T淋巴球执行。每个淋巴球具有受体，其表面具有一特殊形状。大量的基因片段连接成的复杂基因遗传机制是构成这些受体的基础。与自然选择相类似，最好的克隆体可以识别抗原，它们存活、繁殖；而不能识别抗原的克隆体死亡，由别的代替。系统具有很强的适应性。繁殖的克隆体可以发生变异（对应特殊抗体的基因以很高的概率发生点变异）。这种机制（称为细胞体变异），伴随着选择，以提高抗体的绑定力，导致具有很高亲和力的细胞和抗原匹配。

为了使无性选择有效的工作，淋巴球上的受体必须具有足够的多样性，以便理论上识别任何抗原。免疫学家称一个保留群为完全体。利用概率模型，Perlson 和 Oster 提出了保留群完全性的精确条件。如果为保留群随机地产生 10^7 个受体，则人们认为该保留群是完全的。然

而，受体不可能完全随机产生。通过无性选择，识别抗原的细胞增加，而不能识别抗原的细胞死亡。因此，保留群的有偏发展表明了对抗原环境的学习。总而言之，免疫系统需要是多样性的，为了表明抗原环境，保留群需要有所倾斜。免疫学家将特殊个体的倾斜发展称为学习。如果特殊倾斜维持了很长时间，就称为记忆^[27]。

至今，人们对免疫系统这一机理有了一个较为完整的认识。概述为以下几点^[16]：第一，免疫细胞识别抗原的不完全匹配性。免疫细胞识别抗原的过程就是与抗原匹配并结合的过程，这种匹配不要求二者的完全匹配，只要这种匹配所导致的亲和力（affinity）大于某一固定的阈值即可。第二，基于不完全匹配性，一种免疫细胞可以识别多种不同的抗原。FAMER的形状空间理论（Shape-Space Theory）就对识别多样性作了合理的解释^[28]。如图2.1^[16]所示。

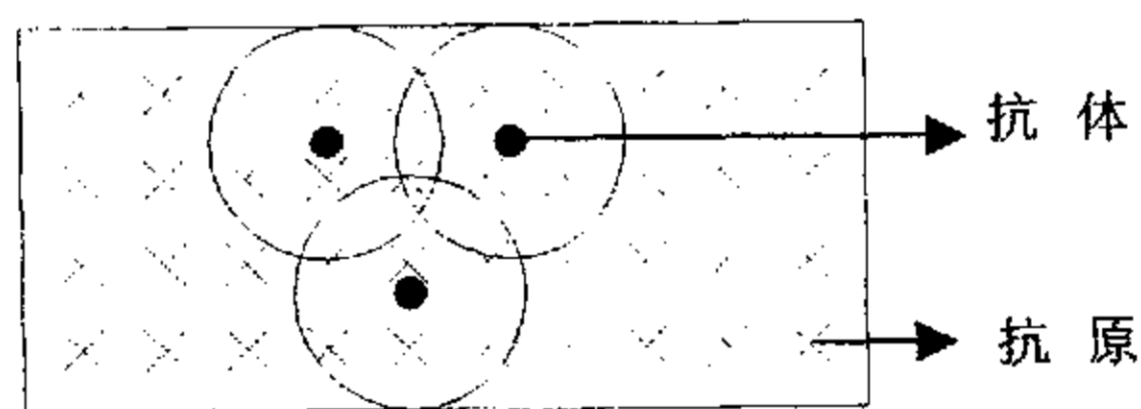


图 2.1 形状空间示意图

图2.1中，方框表示抗原空间，圆表示某一抗体所能识别的抗原范围。从图示可以看出：用少量的抗体可以识别数量比它大得多的抗原。抗体最优的分布情况应该是以最少的抗体数量覆盖几乎整个抗原空间，这也是免疫系统进化的目标。第三，在漫长的生物进化过程中，免疫系统当然也会随之不断进化。免疫系统的进化过程就是不断地调整各抗体的“海明分离度”（Hamming Separation），以致能够以尽量少的抗体覆盖整个抗原空间。从图1可以看出，基于这样的进化目标，抗体的数目存在一个下限。第四，免疫反应中的“细胞超变异”（Somatic Hypermutation）现象也是导致识别多样性的重要因素。细胞超变异现象可以应付入侵抗原的变种，从而进一步提高了免疫反应的识别多样性能力。

总之，自然免疫系统具有很强的信息处理能力。通常，它以平行、分布的形式执行复杂的计算。像神经系统一样，免疫系统学习新的信息，回忆以前学过的信息，以分散的形式执行模式识别任务。它不是依靠一个中心控制器，而是利用分散检测应答外来侵入。

2.1.2 人工免疫机理模型

人们受自然免疫机理的启示，利用其中的一些原理或概念，已经开发了许多基于免疫机理的模型，如有：自我 / 非我识别，人工免疫网，基于信息熵的免疫算法，免疫规划 (immune programming, IP)，免疫遗传算法 IGA 等^{[16][22][31]-[34]}。

目前用于状态检测或病毒入侵的模型主要有：自我 / 非我识别和人工免疫网。下面主要就这两种算法作些简单介绍。

(1) 自我—非我识别^{[16][17][26][39][42]}

受自然免疫系统自我—非我 (self-nonself) 识别机理的启发，Forrest 等^[17]提出了一种否定选择算法。这种识别能力部分源于 T 细胞 (免疫细胞的一种)，该种细胞表面的受体可以检测到外来抗原。在 T 细胞的产生过程中，受体通过伪随机遗传重组过程来形成。然后这些细胞通过一个监测过程即否定选择过程，在胸腺的 T 细胞 (未成熟的 T 细胞)，对自身蛋白质有反应的被破坏，只有那些不与自身蛋白质结合的 T 细胞可以离开胸腺 (成熟的 T 细胞)。此后这些成熟的细胞就在体内循环，完成免疫功能保护身体不受外来抗原损害。自我 / 非我识别算法采用相同的原理，先随机产生检测器，然后删除与自身对抗的，并保留能检测非己的细胞。算法过程如下所述^{[16][17]}：

1) 定义自己 (self) 为一个串集 S ，每个字符串由字母表中 n 个字母组成，这个集合还要进行检测。例如，可以是一个程序，数据文件 (任何软件) 或一般的行为模式，都可规范化为相同长度的字符串。

2) 产生一个检测器集 R ，其中每一个串不能与集 S 中的串相匹配。该算法中的匹配不是完全的匹配，而是部分匹配，只要有连续 r 位相同就称为匹配，此 r 为一个可选择参数。

3) 通过与 R 集的匹配不断监测 S 的变化，一旦发生任何匹配，说

明 S 集发生了变化，即有外来元入侵。

在最初的算法描述中，候选的检测器是随机产生的，然后测试以删除与自身字串相匹配的监测器，该过程重复进行，直到所需数量的检测器产生出来。用概率分析方法来估算为满足一定可靠性所应有的检测器数目。采用随机产生的方法最主要的限制就是产生有效检测器的计算难度，该难度随自身集的规模增加呈指数增加。于是，更为有效的检测器产生方法被提出：线性时间产生检测器算法 (linear time detector generating algorithm)，贪婪检测器产生算法 (greedy detector generating algorithm)，计数空洞 (counting the holes) 等^[43]。

该算法依赖于 3 个重要原则：每种监测算法是唯一的；监测是概率性的；一个鲁棒性的系统应能随机性地监测外来的活动而非搜索已知的模式。

(2) 人工免疫网^{[20][30]}

免疫系统能成功地鉴别自我与非我，拥有多样的抗体集，每一个抗体可以识别特定的抗原，就像锁与钥匙的关系。最近的免疫学研究表明，抗体之间不是孤立的，而是彼此之间进行通信。

图 2.2^[20]描述了抗原与抗体之间的应答关系。抗原上，能被抗体识别的部分称为抗原决定基 (epitope)；抗体上，与抗原决定基对应的部分称为抗体决定基 (paratope)。另外，每类抗体有它特定的抗原决定基，称为 idiotope。

图 2.3^[20]中，抗体 1 的 idiotope $Id1$ 激活了 B 淋巴细胞 2，通过抗体决定基 $P2$ ，将抗体 2 粘贴到它的表面。从抗体 2 的角度来看，抗体 1 的 idiotope $Id1$ 同时是抗原。结果，B 淋巴细胞 1（带有抗体 1）被抗体 2 抑制了。另一方面，抗体 3 激活了抗体 1，因为抗体 3 的 idiotope $Id3$ 对抗体 1 来说是抗原。这些抗体之间的激活与抑制形成了大的封闭连环，从而充当自我非我的组织者。Jerne 概念的中心是免疫系统的自我 / 非我识别是在系统水平上进行的。

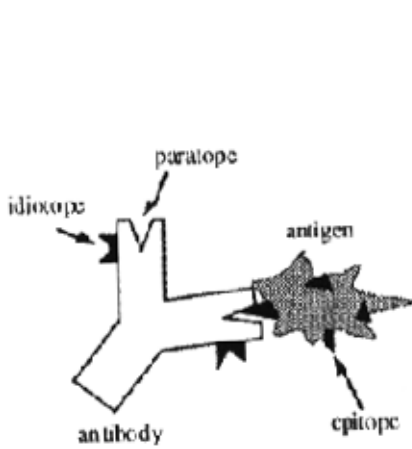


图 2.2 抗原与抗体结构

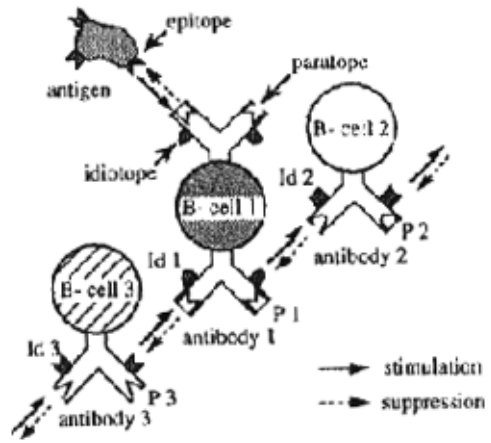


图 2.3 Jerne 人工免疫网络

2.2 人工免疫机理在状态监测与故障诊断中的应用及国内外研究现状

自 20 世纪 90 年代起，许多研究人员就将自然免疫机理引入到状态监测与故障诊断中。

Forrest 等人将自我—非我识别运用到了计算机网络的防病毒中^[17]。该文中将网络中正常的程序及数据作为自我模式，以此为自我集利用反向部分匹配原则产生检测器集，而后在线监测非己数据如病毒的入侵，从而保护网络的正常运行。

Dasgupta 等人将自我—非我识别运用到了刀具的在线状态检测中^[21]。他们将刀具正常时的振动时域信号作为自我集，利用反向部分匹配原则产生检测器集，而后在线监测刀具的状态。当刀具发生破损或磨损时，振动信号发生变化，相当于自我集发生改变，此时检测器集通过部分匹配原则就可以监测到这种变化，从而发现刀具的破损或磨损。

Masahiro 等人将免疫网运用到了传感器的相互监控中^[41]。Akio 等人将人工免疫网运用到了工业流程的故障诊断中^[20]，等等。

国内哈尔滨工业大学刘树林教授等人将反面选择算法运用到了旋

转机械的在线故障诊断中^[26]，提出了一种改进算法。算法在产生检测器时，检测器空间按故障模式分割。为了消除歧义，将检测器空间 R 与故障模式空间的各故障模式信号对应匹配，取消与 2 个以上故障模式相匹配的检测器；也即与各故障模式相匹配的检测器只能检测一种故障，对某种故障具有敏感性。

东华大学的李蓓智与杨建国教授在人工免疫机理工程应用方面，做了深入研究^[22]，提出了基于生物免疫机理以及 Agent 理论在故障诊断中的应用。

不过纵观这些，人工免疫机理应用于状态监测与诊断还处于起步阶段，还很不成熟。主要表现在，利用的信息有限，例如目前的研究仅利用了振动信息；产生检测器的方式有限，主要利用部分匹配原则，计算量大；还没有应用系统；针对制造设备的应用还没有等。

第三章 基于人工免疫机理的状态监测与故障诊断研究

人工免疫机理应用于状态监测与故障诊断正处在起步阶段，在多传感器的信息融合，制造设备及加工过程的在线状态监测与故障诊断等方面，人们只进行了初步探索。

在自我—非我识别机理的应用方面，虽然刘树林^[26]等进行了部分改进，但检测器是随机产生的。在整个过程中不可避免地会产生大量的无效检测器；实现时的循环嵌套还是很多，计算量很大。并且随着匹配域 r 的增加，计算量会进一步增加。并且文献 [25] 表明利用反向部分匹配原则产生检测器的方法，监测效果较差。为此课题提出产生检测器时，利用遗传算法，欧几里德距离作为适应函数，并且产生抗体时引进了信息熵。

对于模式识别，一般分两步进行：1、利用样本进行学习；2、利用学习好的系统，对实测数据进行分类。

基于人工免疫机理的设备状态与故障诊断，实际上是个模式识别问题，也分两步进行。首先利用疫苗（即状态或故障的已知征兆），通过学习进化，产生相应的抗体，即用于检测抗原的检测器。然后再利用已产生的检测器集，对实时测得的信号，即抗原进行检测，判断其属于哪一类状态或故障。

3.1 几个概念的描述

3.1.1 抗原

将实时检测到的信号进行数据处理，提取出特征量，作为抗原，即外来的物质。对于振动信号进行功率谱变换，取十个频段的极值作为该信号的特征量。对于电流信号进行时域变换，求其平均值 ($mean$)，方差 (var)，绝对偏差 (d) 作为其特征量。

例如：加速度传感器信号的功率谱特征值为：

| | | | | | | | | | |
|-----|-----|----|----|----|----|----|----|----|----|
| 100 | 100 | 95 | 40 | 40 | 20 | 20 | 39 | 39 | 13 |
|-----|-----|----|----|----|----|----|----|----|----|

三个电流传感器信号的特征值分别为：

| | <i>mean</i> | <i>d</i> | <i>var</i> |
|-----------------|-------------|----------|------------|
| current sensor1 | 65 | 70 | 50 |
| current sensor2 | 66 | 67 | 45 |
| current sensor3 | 67 | 72 | 53 |

于是抗原的编码为：

| | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|----|----|----|----|----|----|----|----|----|-----|-----|----|----|----|----|----|----|----|----|
| 65 | 66 | 67 | 70 | 67 | 72 | 50 | 45 | 53 | 100 | 100 | 95 | 40 | 40 | 20 | 20 | 39 | 39 | 13 |
|----|----|----|----|----|----|----|----|----|-----|-----|----|----|----|----|----|----|----|----|

3.1.2 疫苗

疫苗是从进化环境或待求问题的先验知识中提炼出来的^{[32][33]}。在这里，疫苗指的是设备在特定环境下的已知状态或故障的征兆。将作为已知知识存在知识库中，是产生抗体的基础。其所包含的信息量及准确性对算法的性能起着重要的作用。疫苗是抗原的集中体现，表现形式如同抗原，可以用来自传感器的几组特征值的平均值来表示。例如：下表为来自同一种状态的4种传感器的5组特征值。

| | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|----|----|----|----|----|----|----|----|----|-----|-----|-----|----|----|----|-----|-----|----|-----|
| 65 | 66 | 67 | 70 | 67 | 72 | 50 | 45 | 53 | 100 | 100 | 95 | 40 | 40 | 20 | 20 | 39 | 39 | 13 |
| 65 | 66 | 67 | 70 | 67 | 72 | 50 | 45 | 54 | 16 | 100 | 100 | 25 | 25 | 4 | 5 | 22 | 22 | 22 |
| 65 | 66 | 67 | 70 | 66 | 72 | 50 | 45 | 53 | 26 | 26 | 67 | 67 | 9 | 25 | 91 | 91 | 73 | 100 |
| 65 | 66 | 67 | 70 | 66 | 73 | 50 | 45 | 54 | 27 | 45 | 45 | 19 | 44 | 65 | 100 | 100 | 83 | 83 |
| 65 | 66 | 67 | 71 | 67 | 72 | 52 | 45 | 53 | 13 | 13 | 13 | 13 | 43 | 43 | 100 | 100 | 21 | 30 |

则对应于该种状态的疫苗为：

| | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|
| 65 | 66 | 67 | 70 | 67 | 72 | 50 | 45 | 53 | 36 | 57 | 64 | 33 | 32 | 31 | 63 | 70 | 48 | 50 |
|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|

从上面可知，样本数越多，则疫苗越能体现该种状态，偏斜越小。

3.1.3 抗体

抗体也就是检测抗原的检测器，也采用十进制形式，维数同抗原。为了扩大抗体识别的多样性，用于识别同一种模式抗原的抗体，不止一个，具有一定的规模 N 。这 N 即为该类抗体的种群数，为一个可选参数。对于离散性较大的抗原，该参数应相对较大。但也不可过大，否则会影响对抗原的识别。

3.2 抗体的产生

抗体，作为检测抗原的检测器，常用的产生过程如下。首先随机生成检测器（这些检测器是未成熟的），再通过反面选择、部分匹配原则，保留已匹配的检测器，作为成熟的检测器。该过程计算量较大，与自身的规模呈指数增加，并且与匹配域 r 有关。有文献表明这种方法产生的检测器检测效果并不好^[25]。

利用遗传进化算法生成检测器可以保持个体的多样性，如此本课题的采用了三种算子，即：基于轮盘赌选择法的选择算子，单点交叉的二进制基因重组 / 交叉算子，二进制变异算子。因为这些算子比较经典，实现起来简单。遗传算法中适应度函数的选取是必须考虑的关键问题之一。

而对于免疫系统，进化发生在细胞体内，抗体的成熟已否，依赖于其与疫苗的匹配如何。在 1.1.6 节中曾介绍过，模式识别过程中利用距离进行判别是比较常用的，效果较好的方法。所以本课题中，利用遗传算法产生抗体时，将疫苗（即故障（状态）的已知征兆）与抗体之间的欧几里德距离作为其适应度函数。

产生抗体的算法描述如下：

(1) 对于一种异常模式 i ，（ $i=1, \dots, K$ ， K 为异常的总模式数），计算其与正常模式 z 之间的欧几里德距离 d_{iz} 。

(2) 对一种异常模式 i ，以一定长度的二进制串随机初始化抗体种群，形成父池。所谓串池即为容纳串的集合。父池规模为 N 。将每一个抗体 Det_{ij} ($j=1, \dots, N$) 按段转换成十进制数，即将其转换成十进制串，并计算每个串的适应值。适应值函数是该模式 i 对应的疫苗 y ($y=1, \dots, K$) 与产生的种群抗体 Det_{ij} 之间的欧几里德距离，即

$$dist = \sqrt{\sum_{k=1}^q (G_k - X_{yk})^2} \quad (3.1)$$

其中 $G_k = g(m:n)$ ， g 是随机产生的抗体 Det_{ij} 每 n 位对应的十进制数。 m 是位串的总长度，即 $m = q \times n$ ， q 是抗体的段数。 X_{yk} 是样本 y 的第 k 项对应的幅值， $k=1, \dots, q$ 。

(3) 对父池中的个体，进行交叉、变异，形成子池，子池规模也为 N 。交叉前先要进行个体选择。选择利用的是轮盘赌法，距离小的个体被选中的概率大。交叉利用的是单点交叉法。交叉、变异是随机的。子池中的串与父串一样计算适应值。

(4) 为了保持子池中抗体的多样性，抗体之间需要有所抑制。抑制包括两部分：1) 进化抗体生存。2) 同类抗体抑制^[22]。

为了实现进化抗体生存，将子池与父池按照适应值的升序一起排序。前 $N + N/2$ 个串形成新的临时子池。在此基础上进行同类抗体抑制。用浓度 C_v 表示临时子池中抗体 v 与其它 $N + N/2 - 1$ 个抗体的相似程度， C_v 按式 (3.2) ~ (3.5) 计算。抗体的浓度越大，表明该抗体与其他相关抗体的相似性越大，故首先作为抑制对象被排除，依次类推，直到临时子池中的抗体数量为 N (种群数) 时止，将抑制后的抗体存入父池，作为下一代进化的依据。

$$C_v = \frac{\sum_{w=1}^{1.5N-1} S_{v,w}}{1.5N-1} \begin{cases} S_{v,w} = 1 & \eta \leq ay_{v,w} / \max\{ay_{v,w}\} \leq 1 \\ S_{v,w} = 0 & \eta > ay_{v,w} / \max\{ay_{v,w}\} \end{cases} \quad (3.2)$$

其中， η 为抗体相似系数，可以根据实际情况进行设置，如取 η 为 0.8； $ay_{v,w}$ 为两抗体 (v 与 w) 之间的亲和力，按式 (3.3) 计算，其有效值为 $0 \sim 1$ ，越大，表明两抗体越相似。

$$ay_{v,w} = \frac{1}{1+H(2)} \quad \begin{matrix} v=1,2,\dots,N+N/2 \\ w=1,2,\dots,N+N/2 \end{matrix} \quad (3.3)$$

其中， $v \neq w$ ； $H(2)$ 是两个抗体之间的平均信息熵，按式 (3.4) 计算。

$$H(2) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m H_j(2) \quad (3.4)$$

其中， m 为抗体的二进制串长度； $H_j(2)$ 为 2 个抗体第 j 位的信息熵，按式 (3.5) 计算。

$$H_j(2) = \sum_{i=1}^2 -p_{ij} \log p_{ij} \quad (3.5)$$

其中， p_{ij} 为 2 个抗体中的 j 位为 0 或 1 的概率。

(6) 重复该过程直到子池中所有抗体的适应值小于设定的阈值 α 。

对于故障模式为了确保产生的抗体检测器不可以与正常模式 z 相匹配，需要其与正常模式 z 保持一定的距离 d_{iz} ，

$$\theta \leq \frac{d_{jz}}{d_{iz}} \leq 1 \quad (3.6)$$

系数 θ 可根据实际情况设置，如取 0.8。如此表示抗体进化成熟。

(7) 对每种模式进行上述过程，产生相应的抗体检测器。总的检测器数量为：

$num0 = N \times num1$ ， $num1$ 表示模式数， N 表示每种模式对应的检测器数。产生抗体的流程图如图 3.1。

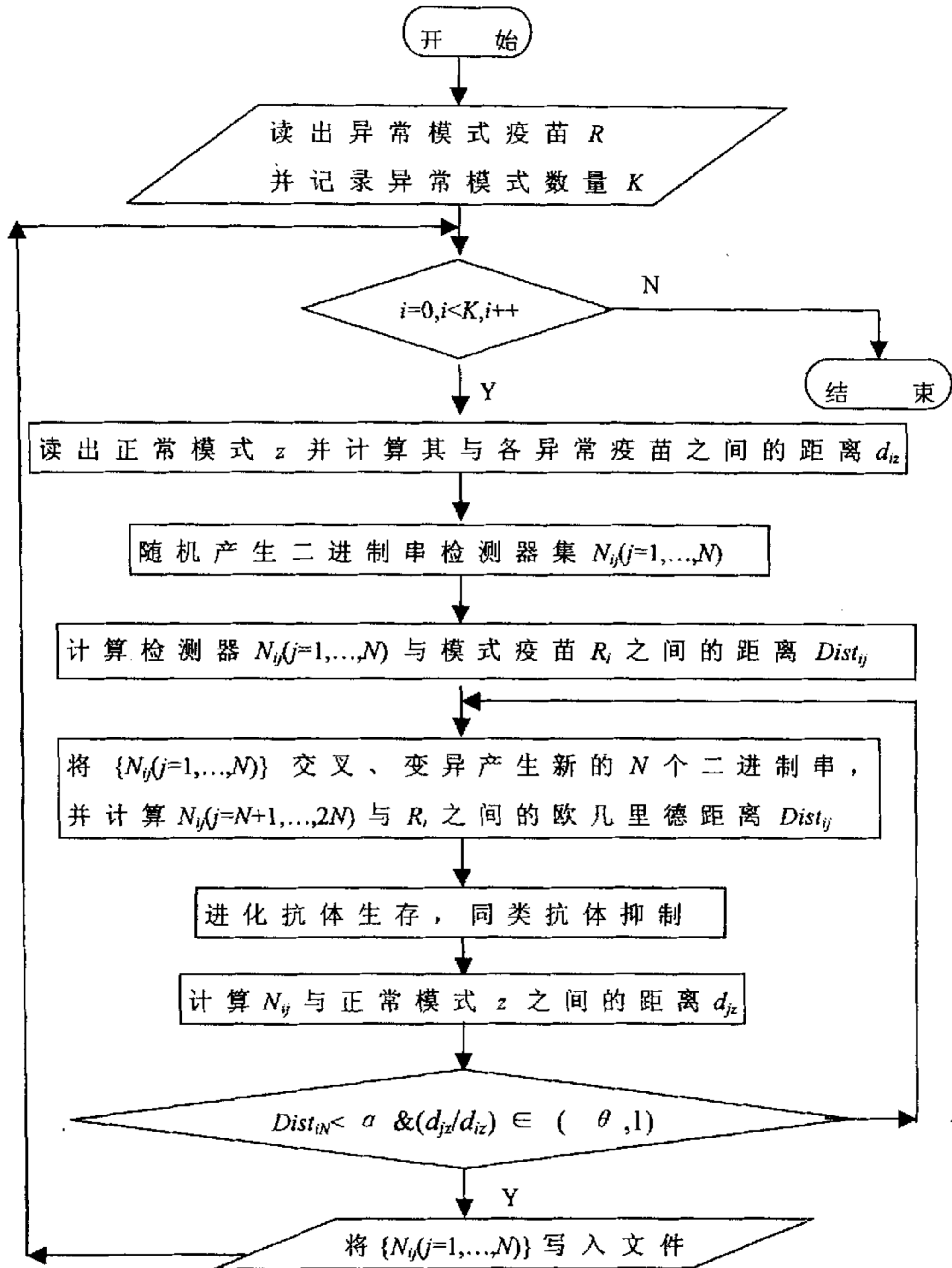


图 3.1 产生抗体的流程图

3.3 状态或故障的在线检测

通过3.2节中的过程，对于不同的模式 i 产生了相应的检测器集 $\{N_{ij}(i=0, \dots, K; j=1, \dots, N)\}$ ，即抗体。接下来是免疫应答。

将实时检测到的信息，进行数据处理提取出特征量，并进行编码，作为抗原。输入系统，并计算他们与所有检测器之间的欧几里德距离。当该距离小于某一阈值 β 时，该检测器 N_{ij} 对应模式 i 的计数器加一。该征兆属于模式 i 的概率为： $\eta_i = counter_i / N$ ，其中 $counter_i$ 表示激活模式 i 对应检测器的数量， N 表示每种模式对应的检测器数。

算法描述如下：

(1) 处理传感器信息，提取特征值，进行编码，形成抗原 *antigen*，即故障征兆编码。

(2) 计算该抗原 *antigen* 与某一种模式 $i(i=0, \dots, K)$ 对应的检测器 $N_{ij}(j=1, \dots, N)$ 之间的欧几里德距离。

(3) 如果该距离小于某一设定阈值 β ，该模式 i 的计数器 $counter_i$ 加一，即 $counter_i++$ 。

(4) 计算该抗原 *antigen*，即模式的征兆，属于模式 i 的概率 $\eta_i = counter_i / N$ 。

(5) 对所有模式的检测器重复上述过程。

(6) 将该抗原 *antigen* 对应所有模式 $i(i=0, \dots, K)$ 的概率 η_i ，按降序排列。按此序列先后查找故障。

原理流程图见图3.2

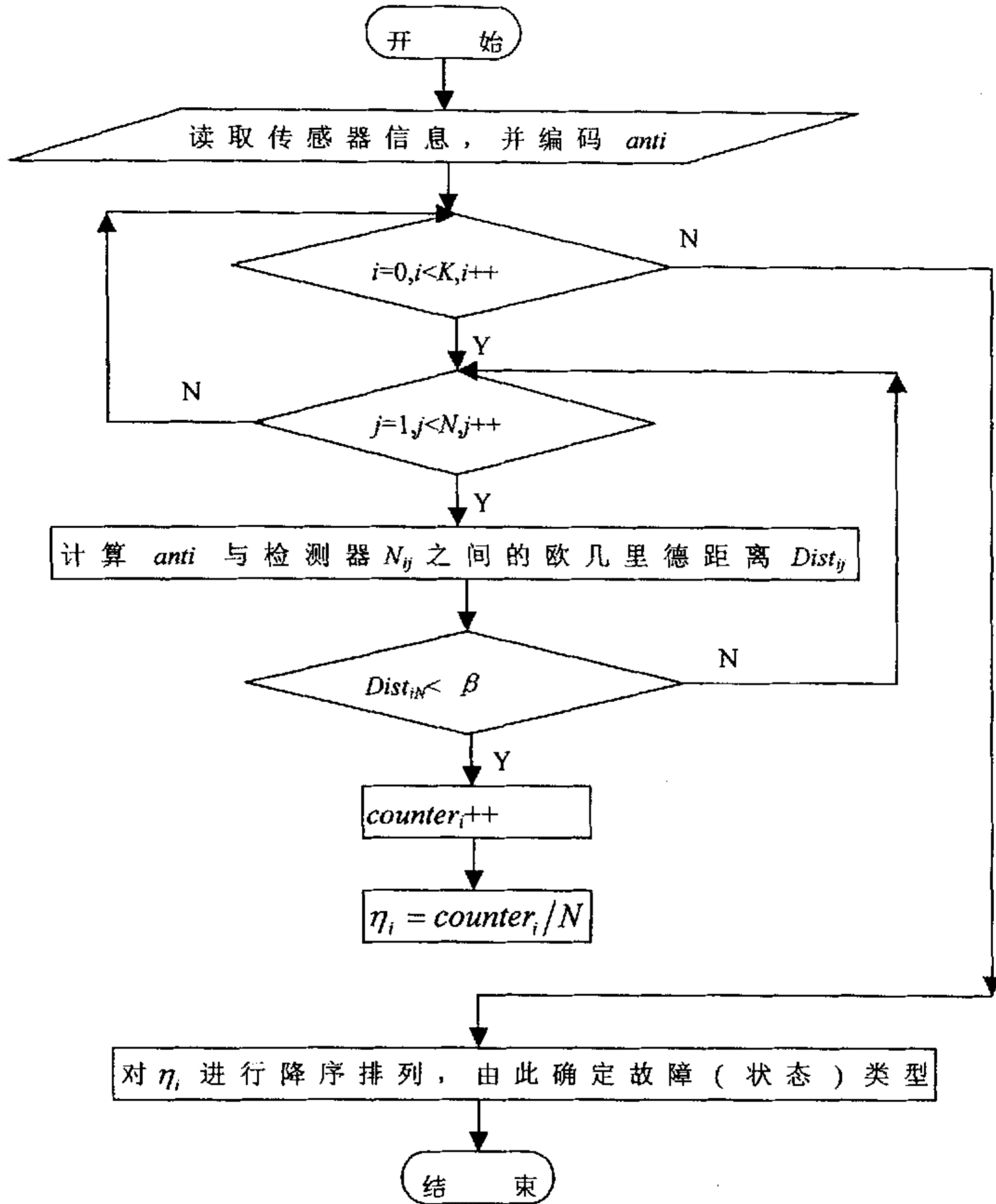


图 3.2 状态与故障的在线检测原理流程图

3.4 模型中的几个关键点

在第二章的第 2.1.1 节中曾描述了 FAMER 的形状空间理论 (Shape-Space Theory)。参见图 2.1 形状空间示意图。在该模型中抗体以

自我为中心，覆盖一个规则的空间。而实际情况中抗原会发生变异，并不存在于一个规则的空间中。从3.2节和3.3节中，可以看出本算法将上述模型作了一定的发展。同类型的抗体分布加宽，覆盖的空间不再如图2.1那样有规则。检测空间相当于是抗体两次延伸的结果。如图5.3所示。

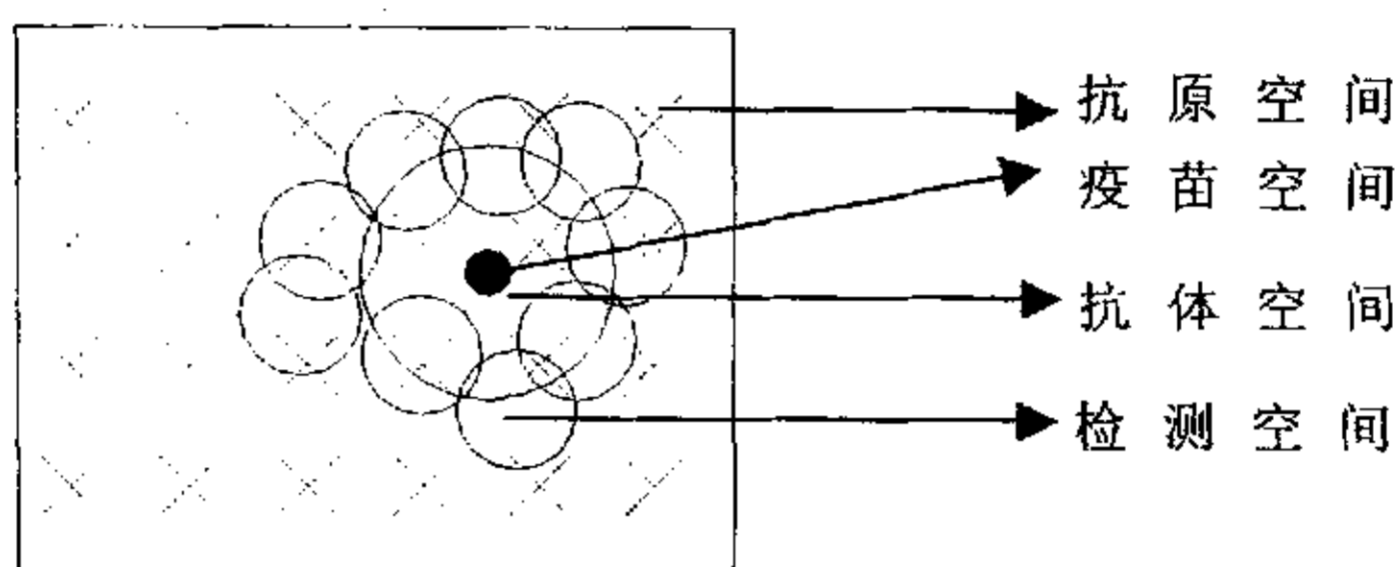


图 3.3 检测空间示意图

在该模型中，有几个关键点。

(1) 抗体的种群数

在3.2节中讲到，为了保持抗体识别的多样性，抗体需要具有一定的规模 N 。Forrest 等在文献 [27] 中，曾讲到在基于 GA(Genetic Algorithms, 遗传算法) 模型的免疫系统模式识别问题中，需要 15 个左右的抗体来识别一种抗原。在实际系统中这是一个可选参数。随着规模数 N 的增大，计算量会大幅度增加。

(2) 产生抗体的阈值

在产生抗体时，通过阈值 α 来控制未成熟的抗体是否进化成熟。该参数关系到抗体的分布空间。在实际应用中，应根据同类故障或状态的分布情况来决定。太大会过分扩大抗体空间，再加上检测空间的延伸，会降低检测效果，混淆抗原的类型，发生混叠错误。太小会降低抗体空间，虽然可以通过增大检测空间来加以补偿，但会发生漏检错误，甚至会退化为图2.1所示的模型，使检测空间变为规则空间。实验中 α 位于区间 (10,20) 中。

(3) 检测时的阈值

在实时检测时，通过阈值 β 来判断实时状态的类型。该参数是对

抗体空间的调节，使抗体的应答空间加宽，具有一定的容错性。太大会发生混叠错误；太小会发生漏检错误。

实验中 β 取 (30,70) 之间。一般情况下，随着 β 的增大，征兆所属模式的概率越大；当有两种以上模式的概率同时为 1，表明 β 取值过大。并不是说 β 越小越好，试验中，出现了这样的情况： β 较小时，征兆属于模式 1 的概率小于模式 2 的；当增大 β 后，征兆属于模式 1 的概率却大于了模式 2 的；进一步增加，两种模式的概率同时为 1。这表明，征兆属于模式 1 概率的增加速度大于属于模式 2 概率的增加速度。于是该征兆属于模式 1。

(4) 产生抗体的效率

从疫苗构成可以看出，随着信息特征量的增加，维数将增加。而在产生抗体时，利用到了随机函数及对二进制串的处理，随着维数的增加，二进制串长度增加，计算量增加，学习效率降低。并且当故障或状态的模式增加时，计算量也增加。曾做过试验，当抗原维数为 19，模式数为 3，抗体总数为 60 时，生成抗体的时间大约为 4 小时。当然这和计算机的性能有关。但总的来说，随着维数和模式数的增加，计算量会大大增加。而实际过程中，要用到多传感器信息，必然导致维数的增加；实际的故障和状态的模式也是很多的，为此要解决计算效率问题。

从疫苗的构成形式可以看出，特征分量之间有一定的独立性，尤其是对来自不同传感器的信息。由此，可以根据特征量之间的独立性，暂时将其根据传感器的类型分成几段，来进行学习。学习过后，将由各疫苗段产生的检测器分量连接起来组成完整的检测器。利用这种方法，对于上述的例子，生产抗体的时间大约只有 10 分钟。

(5) 抗体之间的亲和力

上述产生抗体的算法中，为了保持抗体的多样性，抗体之间需要有所抑制。抑制包括两部分：1) 进化抗体生存。2) 同类抗体抑制。通过比较父池与子池抗体的适应值来实现 1)。通过基于信息熵计算抗体间的亲和力实现 2)。当然两者进化的个数不一定要相同。

(6) 特征分量的权重

对于一种状态或故障来说不同传感器的敏感性是不一样的。而且对于不同传感器提取的特征分量的维数是不同的。所以在进行在线检测时，计算抗体与抗原之间的欧几里得距离，不同特征分量应有不同的权重。例如，试验时，对于3个电流传感器的信号，分别提取了3个特征量；对于加速度传感器的信号，提取了10个特征量。检测时，来自电流传感器信号特征分量的权重为9/10，来自加速度传感器信号特征分量的权重为1/10。即相当于将来自电流传感器信号的9个特征分量作为一个特征分量团，其权重为9/10；而将来自加速度传感器信号的10个特征分量作为一个特征分量团，其权重为1/10。

(7) 多模式的检测算法

从3.3节中可以知道，在进行实时检测时，抗原要与所有的检测器进行匹配，相当于顺序扫描。当故障或状态的模式巨增，检测器集也会巨增，这时再采用这种顺序扫描，计算量会增加，影响实时检测的速度。为此，可将算法改进如下。

首先利用疫苗来与抗原匹配，计算各种疫苗与该抗原的欧几里得距离，记下前几种小距离的疫苗；然后再利用这几种疫苗对应的检测器与该抗原进行匹配，这时可利用3.3节中的算法进行。这个过程相当于首先利用所有种类抗体的代表与抗原匹配，然后繁殖亲和力较大的几种抗体，再进行应答。

3.5 几项关键技术

在3.1节中提到信号特征量的提取，这是一项关键技术，对诊断结果影响很大。对于振动信号进行功率谱变换，取十个频段的极值作为该信号的特征量。这涉及功率谱变换技术。对于电流信号进行时域变换，求其平均值 (*mean*)，方差 (*var*)，绝对偏差 (*d*) 作为其特征量。同时这些特征量涉及数据归一化问题。

在产生抗体时利用了遗传算法，这是另一项关键技术。下面对这些技术做一介绍。

3.5.1 基于 FFT 的功率谱分析技术

功率谱变换有许多种方法，有经典功率谱估计以及参数模型功率谱估计。经典功率谱估计基本方法有直接法和间接法。下面将对直接法作一些介绍。

(1) 功率谱估计的直接法

直接法又称周期法，它是把随机信号 $x(n)$ 的 N 点观察数据 $x_M(n)$ 视为一能量有限信号，直接取 $x_M(n)$ 的傅里叶变换，得 $X_M(e^{j\omega})$ ，然后再取其幅值的平方，并除以 N ，作为对 $x(n)$ 真实的功率谱 $P(e^{j\omega})$ 的估计。

$$\hat{P}_{PER}(\omega) = \frac{1}{N} |X_N(\omega)|^2 \quad (3.7)$$

(2) 窗函数法的滤波器

由采样频率可知，为了防止混叠，采样频率 f_s 最小必须大于或等于信号中最高频率 f_c 的 2 倍，即 $f_s \geq 2f_c$ （采样定理）。而在实际处理中，很难预知采集信号的最高频率，甚至对于有些信号，最高频率就是无限大的。这样就需要通过滤波器，将不关心的频率段滤掉。

在进行功率谱变换前要进行数字滤波处理。数字滤波器的设计方法有无限冲激响应和有限冲激响应。无限冲激响应数字滤波器 (IIR DF-infinite impulse response digital filter) 的设计主要是借助于模拟滤波器的设计方法。而有限冲激响应数字滤波器 (FIR DF-finite impulse response digital filter) 的设计方法主要是建立在对理想滤波器频率特性作某种近似的基础上的。FIR 系统虽然不像 IIR 系统那样容易取得比较好的通带与阻带衰减特性，但其总是稳定的，容易实现线性相位，允许设计多通带（或多阻带）滤波器。对于 FIR DF 有窗函数法、频率抽样法及最佳一致逼近法。下面将介绍一下窗函数法。

信号的时间历程是无限的，用计算机处理数据受内存容量及计算速度的限制，不可能对无限长的整个信号进行处理，所以需沿着采样函数的时间轴设置一个窗口，把落入窗口内的采样值取出来，以截取的信号为样本来分析所采样信号。这个在时间轴上截取信号的过程称为“截断”。由于截断是在时间轴设置窗口进行的，因此其窗称为

“时间窗”。

对信号加窗截断必然带来以后的分析误差。无论采样频率多高，只要信号一经截断，在频率中就不可避免地引起混叠，因此信号截断必然导致误差。通常把由所加时间窗的频谱旁瓣而引进的误差称为“泄漏”。用同样宽度 τ 的矩形窗截断同一信号，当所截断得到的信号两端幅值小时，其泄漏就小。抑制泄漏的唯一方法是平滑矩形窗波形两端的剧烈变化。因为波形变化愈剧烈，其频谱包含的高频分量就愈多，幅值也愈大。从窗函数频谱来看，频谱的旁瓣较小，相应的泄漏误差就小。

平滑矩形窗两端的剧烈变化，通常是对窗口进行加权，加权函数不同，窗口形状不同。工程上常用的窗函数有矩形窗、三角窗、海明窗、海宁窗、高斯窗等。

下面给出它们的函数。

1) 矩形窗

$$w(n) = 1 \quad n = -\frac{N}{2}, \Lambda, 0, \Lambda, \frac{N}{2} \quad (3.8)$$

2) 三角窗

$$w(n) = 1 - \frac{2|n|}{N} \quad n = -\frac{N}{2}, \Lambda, 0, \Lambda, \frac{N}{2} \quad (3.9)$$

3) 海明窗

$$w(n) = 0.54 + 0.46 \cos\left(\frac{2\pi n}{N}\right) \quad n = -\frac{N}{2}, \Lambda, 0, \Lambda, \frac{N}{2} \quad (3.10)$$

4) 海宁窗

$$w(n) = 0.5 + 0.5 \cos\left(\frac{2\pi n}{N}\right) \quad n = -\frac{N}{2}, \Lambda, 0, \Lambda, \frac{N}{2} \quad (3.11)$$

5) 高斯窗

$$w(n) = \exp\left(\frac{2n^2}{(N-1)}\right) \quad n = 0, \Lambda, N-1 \quad (3.12)$$

矩形窗泄漏最严重，主瓣顶点误差最大，但主瓣最窄，故只用在

要精确确定出主瓣峰值的频率的时候。海明窗的旁瓣比矩形窗小，因此海明窗在分析较小幅值的频率分量方面优于矩形窗。海宁窗的旁瓣幅值衰减更快，对那些海明窗进行频谱分析不能辨别的较小幅值的频率分量，采用海宁窗就可以检测出。高斯窗主瓣宽，旁瓣最小，其性能最好。

理想滤波器是个非因果系统，物理不可实现的。通过对其单位抽样响应 $h_d(n)$ 截短为 $h(n)$ 来对其进行线性逼近。这样在滤波器特性曲线中，通带内出现了纹波，这种现象称为吉布斯 (Gibbs) 现象。吉布斯现象的产生是由于对 $h_d(n)$ 突然截断的结果。为了减少吉布斯现象，应选用边瓣较小的窗函数。即

$$h(n) = w(n)h_d(n) \quad (3.13)$$

下面给出采用窗函数法的滤波器时域函数。

低通：

$$h_d(n) = \frac{\sin(n - \frac{M}{2})w_c}{\pi(n - \frac{M}{2})} \quad n = 0, 1, \Lambda, M \quad (3.14)$$

其中 w_c 表示低通截止频率。

高通：

$$h_d(n) = \frac{\sin[\pi(n - \frac{M}{2})] - \sin[(n - \frac{M}{2})w_c]}{\pi(n - \frac{M}{2})} \quad n = 0, 1, \Lambda, M \quad (3.15)$$

其中 w_c 表示低通截止频率。

带通：

$$h_d(n) = \frac{\sin[(n - \frac{M}{2})w_h] - \sin[(n - \frac{M}{2})w_l]}{\pi(n - \frac{M}{2})} \quad n = 0, 1, \Lambda, M \quad (3.16)$$

其中 w_l 表示低通截止频率， w_h 表示高通截止频率。

带阻：

$$h_d(n) = \frac{\sin[(n-\frac{M}{2})w_l] + \sin[(n-\frac{M}{2})\pi] - \sin[(n-\frac{M}{2})w_h]}{\pi(n-\frac{M}{2})} \quad n = 0, 1, \dots, M \quad (3.17)$$

其中 w_l 表示低通截止频率， w_h 表示高通截止频率。

当随机信号 $x(n)$ 的 N 点观察数据 $x_M(n)$ 通过滤波器时，实际上是将两者作卷积运算，即

$$y_N(n) = x_N(n) * h(n) \quad (3.18)$$

然后在再将 $y_M(n)$ 作功率谱变换。

3.5.2 基于功率谱图识别的特征量提取

对于振动信号进行功率谱变换，取十个频段的极值作为该信号的特征量。在实际测量中，有许多可变因素导致频谱图中的成份过于复杂。例如，速度的不恒定，传感器本身误差等。如果仅利用与工频相关的特定频率对应的幅值，由于工频的不恒定，往往这个特定频率不易固定。

在1.1.6节曾讲到统计识别方法可以利用各种谱图的图形识别（图形参数化）来进行。

虞和济等在文献 [9] 的3.5.3节中利用神经网络对旋转机械的常见故障进行了诊断。神经网络的输入利用的是振动信号频谱中的9个频段上的不同频率的谱的谱峰能量值。9个频段分别是：0.01 ~ 0.39f，0.40 ~ 0.49f，0.50f，0.51 ~ 0.99f， f ， $2f$ ， $3 \sim 5f$ ，奇数倍 f ，高频 $>5f$ 。其中 f 表示工频。工频 $f(\text{Hz})$ 与转速 $n(\text{rpm})$ 之间的关系为： $f=n/60$ 。

本系统采用类似的方法处理振动信号。不过根据谱图的特征，采用的频段不同于上述，而是 $1 \sim 1.5f$ ， $1.5 \sim 2f$ ， $2 \sim 2.5f$ ， $2.5 \sim 3f$ ， $3 \sim 3.5f$ ， $3.5 \sim 4f$ ， $4 \sim 4.5f$ ， $4.5 \sim 5f$ ， $5 \sim 5.5f$ ， $5.5 \sim 6f$ 等十个频段。并将这十个频段中的最大谱峰能量值作为该频段的代表。

下面是一个例子。

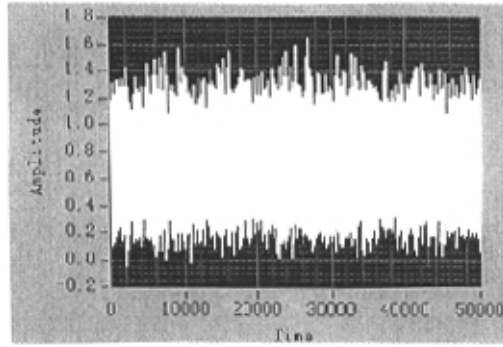


图3.4 振动信号时域

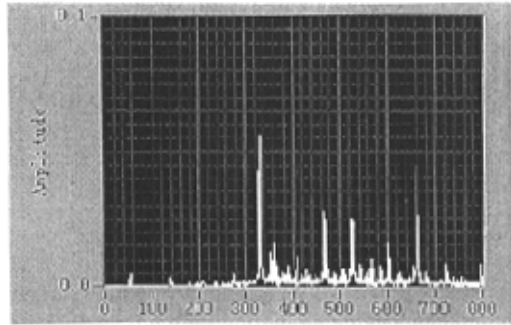


图3.5 频谱图

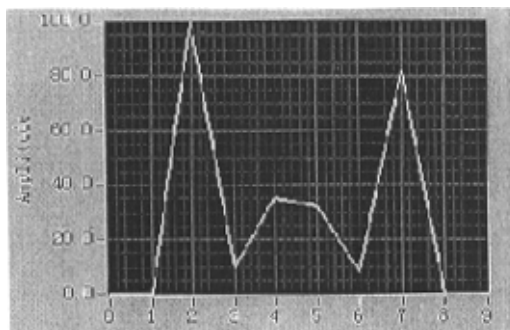


图3.6 十频段图

图3.4和3.5中的数据均是放大后的，因为原始数据太小。图3.4利用的是归一化后，再乘以 100 的数据。归一化后再乘于 100 是为了编码

的需要。

3.5.3 常用的时域数据处理方法^{[11][38][49]}

在 1.1.6 节曾列举了一些时域数据处理方法。这里详细描述一下方法：均值，方差，和绝对偏差。

(1) 均值

均值表示样本的平均值，它表达了信号变化的中心趋势，或称之为直流分量。其计算方法可分为直接算法和递推算法。

直接算法：

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n \quad (3.19)$$

递推算法：

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n = \frac{1}{N} \left[\sum_{n=1}^{N-1} x_n + x_N \right] \quad (3.20)$$

设 \bar{x}_n 表示数据样本 $\{x_n\}$ 前 n 项的均值，则有

$$\bar{x}_n = \frac{n-1}{n} \left(\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} x_i \right) + \frac{1}{n} x_n = \frac{n-1}{n} \bar{x}_{n-1} + \frac{1}{n} x_n \quad (3.21)$$

(2) 方差

方差也称为均方差或标准差，它描述了信号的波动量。

直接算法：

$$\sigma_n^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x_n - \bar{x}_n)^2 \quad (3.22)$$

递推算法：

$$\sigma_n^2 = \frac{n-1}{n} \left\{ \sigma_{n-1}^2 + \frac{1}{n} [x_n - \bar{x}_{n-1}]^2 \right\} \quad (3.23)$$

(3) 绝对偏差 (mean absolute deviation)

绝对偏差描述了样本序列偏离本身均值的平均程度。

$$d = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N |x_i - \bar{x}| \quad (3.24)$$

3.5.4 常用的数据归一化方法

为了计算和编码的方便，常常将数据归并在 $[0, 1]$ 之间。常用的归一化方法有下列几种。

(1) 相对于最大值进行归一

$$y_i = \frac{x_i}{x_{\max}} \quad (3.25)$$

其中 x_i ，是归一化前的数据， x_{\max} 是序列 $\{x_i\}$ ， $i = 0, \dots, n$ 中的最大值， y_i 是归一化后的数据。

(2) 相对于最大值与最小值之差进行归一

$$y_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (3.26)$$

其中 x_i ，是归一化前的数据， x_{\max} 是序列 $\{x_i\}$ ， $i = 0, \dots, n$ 中的最大值， x_{\min} 是序列 $\{x_i\}$ ， $i = 0, \dots, n$ 中的最小值， y_i 是归一化后的数据。

(3) 非线性归一 [23][24]

$$y_i = \frac{1}{1 + \exp\{a(x_i - \alpha)\}} \quad (3.27)$$

其中 x_i ，是归一化前的数据， y_i 是归一化后的数据， α 是正常数， a 是负常数， $\exp()$ 是指数函数。

本课题为了编码方便，将数据归一化后再乘于 100，即将数据归并在 $[0, 100]$ 之间。

3.5.5 遗传算子

按照 Davis 自然进化理论，物种进化经过三个基本过程：进化、自然选择、基因重组。而淋巴细胞的形成过程也是个进化过程，只是发生在细胞体内。

John Holland 受进化理论的启发，提出了遗传算法，主要用于解决一些复杂问题。他们模拟了自然进化的过程。首先初始化种群，通过适者生存，产生新一代。产生新一代时利用了交叉与变异。

遗传算法的流程参见图 1.3。

遗传算法在进行搜索中基本不利用外部信息，仅以适应函数 (fitness function) 为依据，利用种群中每个个体的适应值进行搜索。因此适应函数的选取至关重要。一般而言，适应度函数是由目标函数变换而成的。对目标函数值域的某种映射变换称为适应度的尺度变换 (fitness scaling)。

遗传算法主要包括三种算子：选择 (selection)、交叉 / 基因重组 (crossover/recombination)、变异 (mutation)。

(1) 选择 (selection)

选择过程的第一步是计算适应度。在被选集中每个个体具有一个选择概率，这个选择概率取决于种群中个体的适应度及其分布。个体选择概率的常用分配方法有两种。

1) 按比例适应度分配 (proportional fitness assignment)

按比例适应度分配，可称为选择的蒙特卡罗法，是利用比例于各个个体适应度的概率决定于其子孙的遗留可能性。若某个个体 i ，其适应度为 f_i ，则其被选取的概率表示为

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^M f_i} \quad (3.28)$$

2) 基于排序的适应度分配 (rank-based fitness assignment)

在基于排序的适应度分配中，种群按目标值进行排序。适应度仅仅取决于个体在种群中的序位，而不是实际的目标值。排序方法克服了比例适应度计算的尺度问题，当选择压力太小的情况下，以及选择导致搜索带迅速变窄而产生的过早收敛。因此，再生范围被局限。排序方法引入种群均匀尺度，提供了控制选择压力的简单有效的方法。

排序方法按比例方法表现出更好的鲁棒性，因此不失为一种好的选择方法。常用的几种选择方法有：轮盘赌选择法 (roulette wheel selection)、随机遍历抽样法 (stochastic universal sampling)、局部选择法 (local selection)、锦标赛选择法 (tournament selection)。下面就轮盘赌选择

法介绍一下。

这是最简单的一种选择方法。利用的是按比例的比例分配。为了选择交配个体，需要进行多轮选择。每一轮产生一个 $[0, 1]$ 均匀随机数，将该随机数作为选择指针来确定被选个体。被选取概率与这个随机数最近（且大于该随机数）的个体被选取。

(2) 交叉 / 基因重组 (crossover/recombination)

基因重组是把两个父个体的部分结构加以替换重组而生成新个体的操作，也称交叉 (crossover)。重组的目的是为了能够在下一代产生新的个体，就像人类社会的婚姻过程，通过重组交叉操作，遗传算法的搜索能力得以飞跃地提高。基因重组和交叉是遗传算法获取新优良个体的最重要的手段。

根据编码的不同（十进制编码和二进制编码），有实值重组和二进制交叉。其中实值重组包括离散重组、中间重组和线性重组。二进制交叉包括单点交叉、多点交叉和均匀交叉。下面介绍一下单点交叉。

单点交叉中，交叉点 k 的范围为 $[1, Nvar-1]$ ， $Nvar$ 为个体变量数目，在该点为分界相互交换变量。

如下两个 11 位变量的父个体：

父个体 1 01110011010

父个体 2 10101100101

交叉点的位置为 5，交叉后生成两个子个体：

子个体 1 01110100101

子个体 2 10101011010

交叉点 k 的值可以通过随机数来产生。

(3) 变异 (mutation)

重组之后是子代的变异，子个体变量以很小的概率或步长产生转变。变量转变的概率或步长与维数（即变量的个数）成反比，与种群的大小无关。变异本身是一种局部随机搜索，与选择 / 重组算子结合在一起，保证了遗传算法的有效性，使遗传算法具有局部的随机搜索

能力；同时使得遗传算法保持种群的多样性，以防止出现非成熟收敛。在变异操作中，变异率不能取得太大，如果变异率大于0.5，遗传算法就退化为随机搜索，而遗传算法的一些重要数学特性和搜索能力也不复存在了。同样根据编码的不同，有实值变异和二进制变异。

二进制变异是针对二进制编码而言的。变异意味着变量的翻转。对于每个个体，变量值的改变是随机的。

变异的效果依赖于实际的编码方法。除了上述基本位变异法以外，还有其他的变异方法，如换位 (displacement)、复制 (duplication)、插入 (addition)、删除 (deletion) 等

3.5.6 基于多传感器的信息融合 [1][30][35][44]

在 1.1.3 节中也已阐述，现在的状态监测仅仅使用单传感器采集信号是不够的。实际与理论上都要求现在的监测系统建立在多传感器的基础上。面对多传感器，就涉及多传感器的数据融合的问题。

(1) 基于多传感器的信息融合理论概述

多传感器信息融合就是充分合理地选择各种传感器，提取对象的有效信息，充分利用多传感器资源，通过对他们的合理支配与使用，把多个传感器在空间或时间上的容余信息或互补信息依据某种准则来进行组合，以获得被测对象的一致性解释或描述，使该信息系统由此获得比其各组成部分的子集所构成的系统具有更优越的性能。多传感器信息融合与经典信号处理方法之间存在本质区别，其关键是信息融合所处理的多传感器信息具有更复杂的形式，而且可以在不同的信息层次上出现。

融合的基本策略是先对同一层次上的信息进行融合，从而获得更高层次的信息，再汇入相应的信息融合层次。信息融合本质上是一个有低层至顶层对多元信息进行整合，逐层抽象的信息处理过程。同时在某些情况下，高层信息对低层信息的融合起反馈作用，高层信息参与低层信息的融合，低层信息也参与高层信息的融合（混合式融合模式），也不排除先进行高层信息融合的可能。

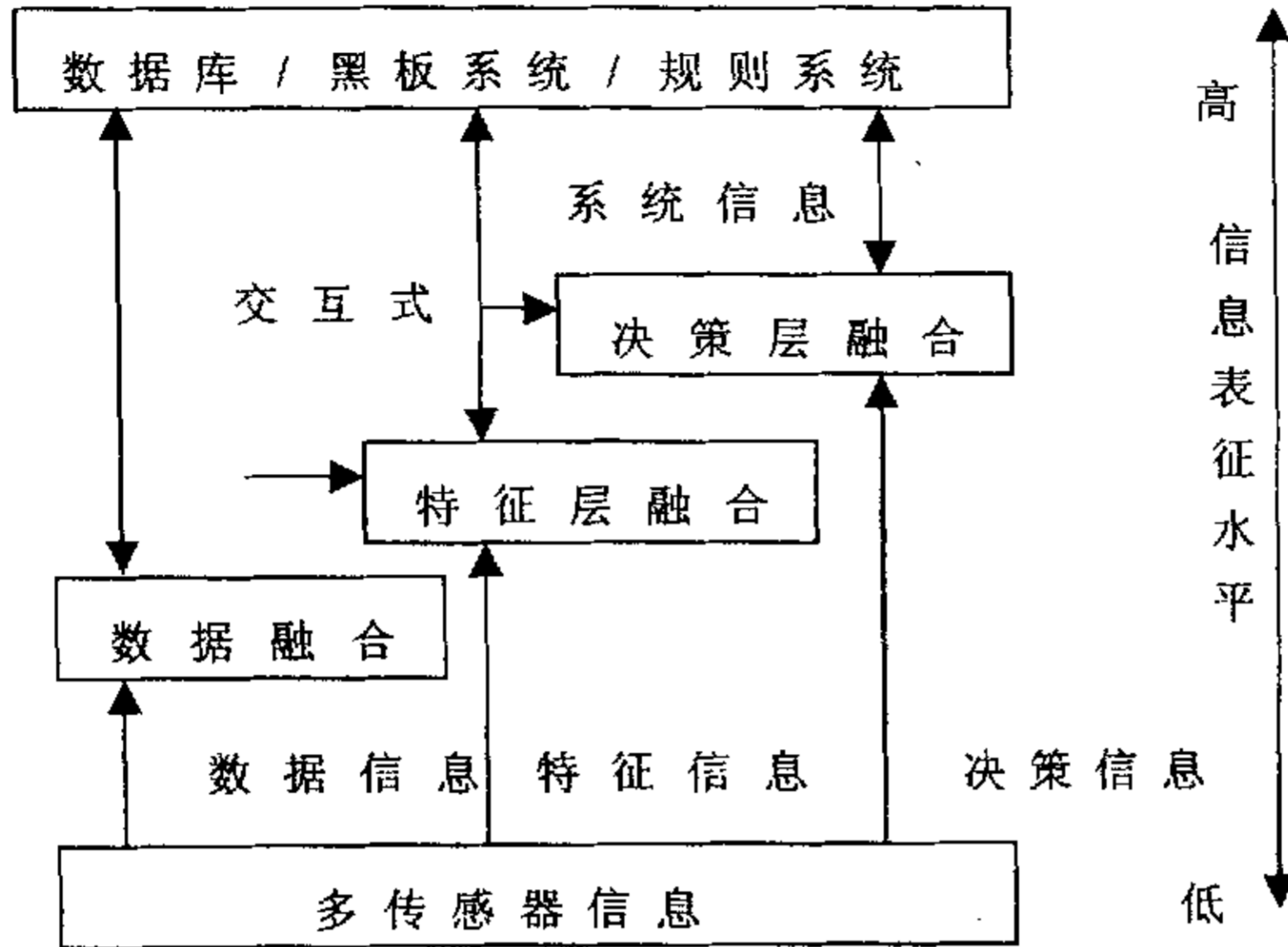


图 3.8 融合系统的层次结构模型^[1]

多传感器集成与融合的主要优点体现在以下几个方面^[35]：

1) 提高了信息的可信度

利用多传感器能够更加准确地获得环境与目标的某一特征或一组相关特征，整个系统所获得的综合信息与任何单一传感器所获得的信息相比，具有更高的精度和可靠性。

2) 增加了目标特征矢量的维数

各个传感器性能相互补充，收集到的信息中不相关的特征增加了，整个系统获得了任何单个传感器所不能获得的独立特征信息，可显著提高系统的性能，使多传感器不易受到自然现象的破坏或外界的干扰。

3) 降低了获得信息的费用

与传统的单个传感器系统相比，在相同的时间内，多传感器系统能够获得更多的信息，从而降低了获得信息的费用，这在测量运动速度快的目标时尤为重要。

4) 减少了信息获取的时间

由于多传感器系统的信息处理是并行的，从而大大缩短了系统信息处理的总时间。

5) 提高了系统的容错能力

由于多个传感器所采集的信息具有冗余性，当系统中有一个甚至几个传感器出现故障时，尽管某些信息减少了，但仍可由其他传感器获得有关信息，使系统继续运行，具有很好的容错能力。

6) 提高了整个系统的性能

(2) 多传感器的数据融合实现

本系统利用的传感器是加速度传感器和电流传感器，是多传感器结构。涉及数据融合问题。

对不同传感器的信息，提取特征值，并利用归一化方法将其归在 $[0,100]$ 中，实现了数据融合；特征融合在学习过程和在线监测过程中方式有所不同。学习过程中，只需简单地将来自不同传感器的特征值串起来；而在监测过程中，为了体现不同传感器的重要性，需要在对应特征值前乘于不同的权重。

第四章 数控机床的在线状态监测与故障诊断原型系统开发

数控机床是个庞大、复杂的系统，从功能的独立性方面可将其分成以下几部份：

主轴子系统，X、Y、Z进给子系统，刀库与交换台子系统，气路子系统，液压子系统，以及NC子系统。

从发生故障的性质方面，可以将上述子系统进一步分为：运动故障，动态故障（加工过程故障）。运动故障表现为某一模块的某一动作没有完成；动态故障主要是加工过程中一些零部件的动态性能的下降低或丧失。

刀库与交换台子系统以及气路子系统，液压子系统考虑运动故障就可以了。NC故障主要是做到迅速查询。而四轴子系统，要考虑运动故障与动态故障。对于运动故障只要利用NC信息和机床本身具有的传感器信息就可以了，这一部分往往制造商已经考虑的较多。而动态故障是和加工状态有关的，需要监测加工状态信息。这部分即是难点也是重点^[1]。

主轴子系统的动态性能对加工过程的影响很大，而且通过对主轴子系统的监测可以很好地监测加工过程^{[1][18][29][36][38][45][48]}。本课题以主轴子系统作为对象，开展人工免疫系统在数控机床实时状态监测与故障诊断方法的研究和原型系统研发。

4.1 系统的总体设计

数控机床及加工过程是很复杂的，即有机械运动故障又有数控系统故障，等等。对其进行状态监测与故障诊断涉及信号采集，处理，分析，识别等环节^{[3][11]}。为了高效和可靠地实现设备与过程的状态监测与故障诊断，在系统设计中，必须考虑这几个方面：1、模块化的设计方法，2、智能化，3、柔性化。

作为目前人工智能研究热点之一的智能代理 (Agent)，具有感知能力、问题求解能力和与外界进行通信能力。为了实现状态监测与故障

诊断的实时性以及各模块之间的协调性，总体框架利用Agent和多Agent理论来建立。

4.1.1 Agent 与多Agent理论^[47]

Agent的概念出现于20世纪70年代的人工智能(AI)中，80年代后期成长起来。由于分布并行处理技术、面向对象技术、多媒体技术、计算机网络技术，特别是Internet和WWW技术的发展，Agent不仅成为AI和计算机领域最活跃的研究内容之一，而且引起了科学界、教育界、工业界甚至娱乐界的广泛关注。

分布式人工智能(DAI: Distributed Artificial Intelligence)是人工智能研究领域的一个重要分支。DAI系统由多个Agent组成，每个Agent又是一个半自治系统，这些Agent之间以及Agent与环境之间都是并发的，需要进行交互。DAI研究工作大致分为分布式问题求解(DPS: Distributed Problem Solving)和多Agent系统(MAS: Multi-Agent System)两个方面。DPS主要研究如何分解某特定问题，并将其分配到一组拥有分布知识并相互协作的结点上；MAS则是指一些自主的Agent通过协作共同完成某些任务的计算系统，它侧重研究如何协调一组Agent的行为，即研究这组Agent为了联合采取行动或求解问题时，如何协调各自的知识、目标、策略和计划等。

Agent作为一个在分布式系统或协调系统中能持续自主发挥作用的计算实体，具有如下特征。

1) 自主性 Agent具有属于其自身的计算资源和局部于自身行为控制的机制，能在无外界直接操纵的情况下，根据其内部状态和感知到的(外部)环境信息，决定和控制自身的行为。

2) 交互性 能与其他Agent进行多种形式的交互，能有效地与其他Agent协同工作。

3) 反应性 能感知所处的环境，并在相关时间做出适时反应。

4) 主动性 能遵循承诺采取主动行动，表现出面向目标行为。

(1) 多Agent的通信机制

为了实现各Agent之间的相互协同，必须提供一套通信机制，使

Agent能方便地交换信息，相互协调、协作和协商，高效地完成任务。

常用的通信机制有：基于消息的通信机制，多对多RPC(Remote Procedure Call)通信模型，分布式进程通信模型。本课题用到了基于消息的通信机制。

(2)多Agent的资源管理策略

资源分为两类：私有资源和共享资源。私有资源是封装在Agent内部，为Agent所独自占用的，内部管理，对外界透明。共享资源是指环境中为所有Agent共享的那部分资源。根据资源的可用性，将其分为两类：可重用性资源和消耗性资源。可重用性资源指可以多次使用的资源。消耗性资源是指一经某Agent使用后就被消耗掉，不能再被其他Agent使用的资源。

在Agent执行过程中，Agent可能试图使用其他Agent已经在使用或将要使用的资源。这种情况定义为冲突。对于使用的资源是可重用性资源的冲突。在执行其计划前，Agent找出它们计划中可能发生冲突的地方，并相互协调以预防冲突的发生。

4.1.2 基于多Agent理论的机床主轴实时状态监测与故障诊断模型^[46]

主轴子系统是机床的关键部位，它的动态性能对加工过程的影响很大，直接关系到产品的质量。而且通过对主轴子系统的监测可以很好地监测加工过程。基于多agent的主轴子系统的状态监测与故障诊断模型结构如图3.1。

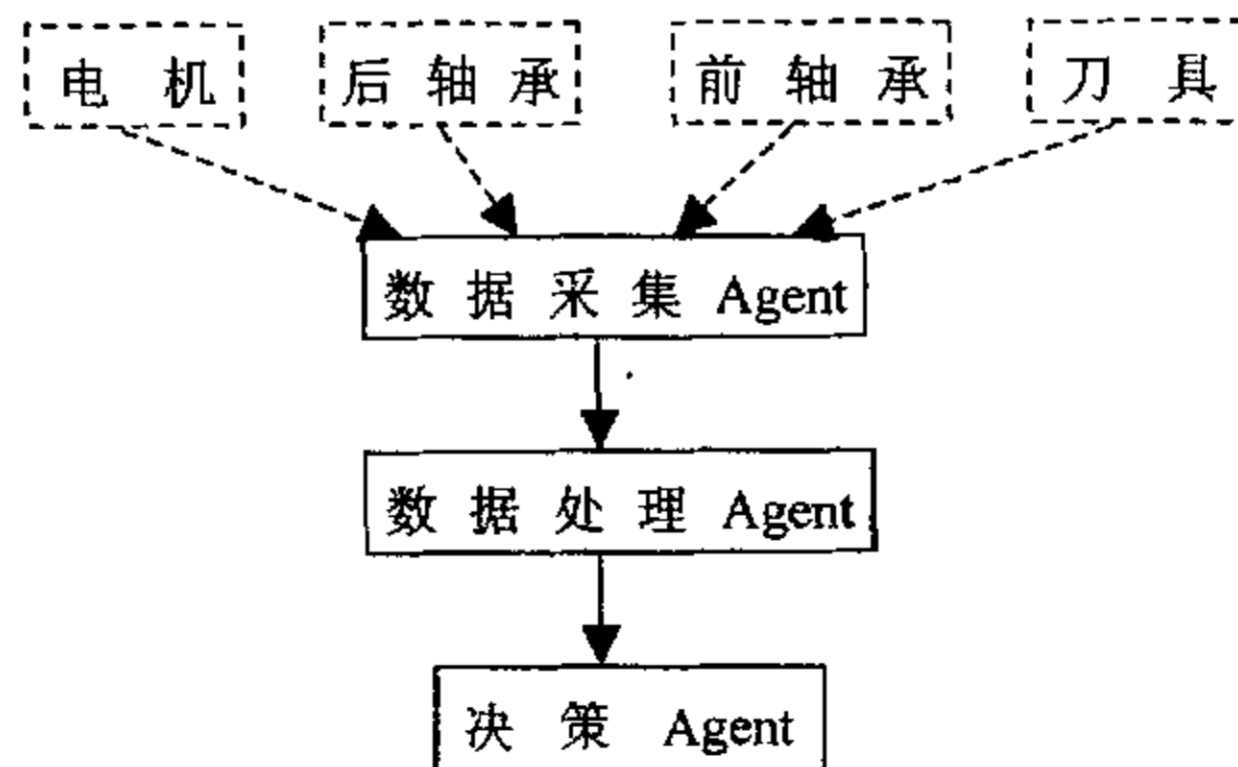


图4.1 基于多agent的主轴系统状态监测与故障诊断模型结构

之所以监测电机、后轴承、前轴承、刀具的状态，是因为这些部

位可以反映主轴的状态以及加工状态。

系统由 3 种 Agent 构成：数据采集 Agent、数据处理 Agent、决策 Agent。

4.2 数据采集 Agent 的设计

4.2.1 数据采集 Agent 的功能

该 Agent 主要负责，通过传感器采集四个关键部位的动态信号。信号有两种表现形式：以能量方式表现出的特征信号，如振动、电压、电流等，必须使用传感器来检测；以物态形式表现出的特征信号，如磨损、锈蚀、裂纹等，采用特定的装置或直接观测。要做到实时监测，最好利用能量信号。传感器可以有：功率（电压、电流）传感器；温度传感器；加速度传感器；三向测力仪；声发射传感器等^[1]。

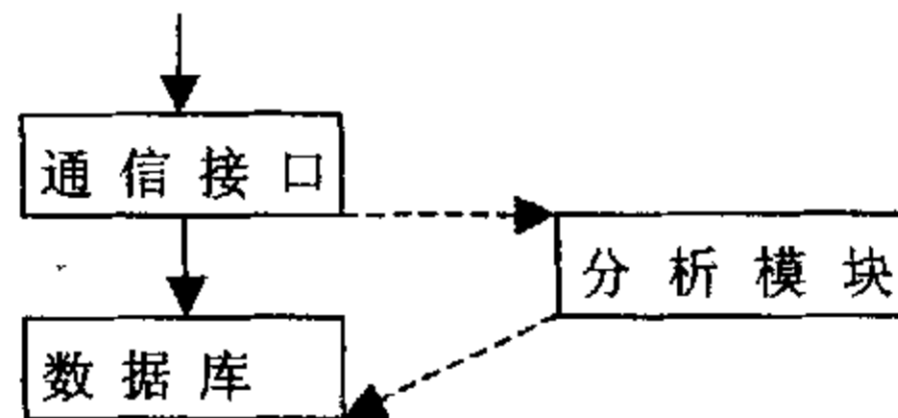


图 4.2 数据采集 Agent

传感器的种类视实际情况而定。不同类型的传感器从不同的侧面采集数据，反映不同侧面的信息。对于加工状态的监测可以选择上述种类传感器。对于声发射传感器由于价格比较贵，可以不考虑。三向测力仪安装不方便，也可以不考虑。考虑到经费等问题，本课题的实验主要使用的传感器有加速度传感器和电流传感器。

传感器的信号通过前置变换，变换成计算机所需的电压信号后，由数据采集 Agent 通过采集卡直接采集该信号。

该 Agent 将采集到的数据根据传感器的不同存入对应的数据库中，并且存储数据的采集时间。传感器与数据之间的对应关系由数据的顺序决定。分析模块要根据数据处理或决策 Agent 改变采集频率；还要监测数据库的状态，以防有两个 Agent 同时对数据库进行读写操作，从而产生冲突^[46]。

4.2.2 数据采集Agent涉及的关键技术 [9][49][51][52][55]

数据采集Agent是要为后续Agent提供原始数据的，并且是数字数据，这就涉及到对数字信号处理的一些技术。

(1) 采样参数的选择 [9]

由于FFT由计算机软件实现，因此对数字信号处理要进行参数选择。

1) 采样频率

时域分析时采样频率越高，信号的复原性越好，可取采样频率 f_s 为信号最高频率 f_c 的10倍。有些信号分析设备，因采样点数有一定的限制，采样频率高，所采用的信号记录长度就短，会影响信号的完整性。进行频域分析时，为了避免混叠，采样频率 f_s 最小必须大于或等于信号中最高频率 f_c 的2倍，即 $f_s \geq 2f_c$ （采样定理）。采用抗混滤波器可以降低采样频率。

2) 采样点数

时域分析时，采样点数越多，越接近原始信号。进行频域分析时，为了FFT算法的方便，采样点数一般取2的幂数，如：

256,512,1024等。许多数字信号处理设备取采样点数为1024。

3) 信号的记录长度

当 f_s 和采样点数 N 确定后，分析信号的记录长度就确定了。每一段样本的长度为 $T=N(1/f_s)$ 。为了减小幅值误差，分析中往往采取平均处理，这时信号的记录长度还与平均的段数 q 有关。信号的记录长度为 $T'=qT_c$ ， T_c 为分段的信号长度。

(2) 采样触发方式选择

1) 自由触发

自由触发即按键后开始采样，采完一段样本后，立即采第二段，不间断地连续下去，直到发出停止命令为止。这种方式一般用于平稳过程信号的采样。

2) 信号触发

利用设置的一定信号电平来触发采样。这种方式对采集脉冲信号

有利。

3) 预触发

信号触发只能采集到触发电平触发以后的信号，对脉冲信号采不到完整的前沿。预触发能在触发电平之前，根据需要设置保留的采样点数，能保证得到脉冲信号的前沿部分。

(3) 量化

量化是将采样信号 $x(t)$ 通过二进制编码把离散量变换成数字量的过程。量化有若干等级，其中最小单位称为量化精度，通常以 $\pm 1/2$ 的分辨率表示。分辨位数多，精度相对就高。目前常用的转换器为 8 位或 12 位。一般 12 位 A/D 转换器就可满足分辨率要求。

现在的 A/D 转换器有双极性和单极性两种用法。一般为了用于采集正负信号，用双极性。双极性输出二进制编码的最高位表示信号的极性，其余各位用于表示数值大小。对于相同的满刻度值，A/D 转换器的位数愈高，分辨率愈高，量化误差愈小。

4.3 数据处理 Agent 的设计

该 Agent 的功能是，从数据采集 Agent 获取数据，进行特征提取，为决策 Agent 提供数据。

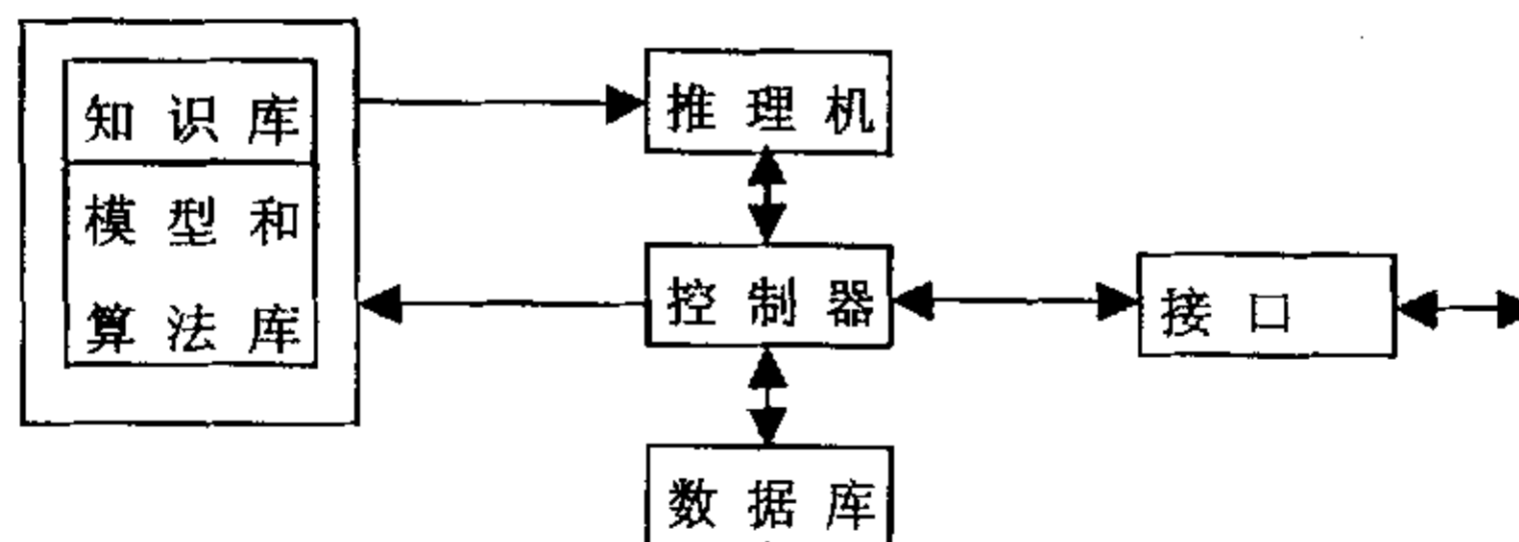


图 4.3 数据分析 Agent

数据处理 Agent 的接口从数据采集 Agent 获取所需数据。控制器首先将该数据的采集时间从数据中去掉后，再将该数据送入推理机。推理机按照知识库中的规则并根据数据来源—传感器的种类，选取模型和算法库中的相应模型算法，得到数据处理结果，写入数据库，供决策

Agent使用。传感器与数据之间的对应关系由数据的顺序决定。控制器还要监测数据库的状态，以防同时对数据库进行读写操作，从而产生冲突。

由于本课题所用的传感器是加速度传感器和电流传感器，对于加速度传感器数据处理采用功率谱图的识别；对于电流传感器的数据处理采用时域的均值，方差，和绝对偏差。

为了使决策Agent的输入统一，还需要将来自各传感器的信息归一化。归一化是相对于最大值进行的。

所以该Agent中的模型算法有：滤波处理，功率谱变换，功率谱图的识别，均值，方差，和绝对偏差，归一化处理。

4.4 决策 Agent 的设计

该Agent的控制器通过接口从数据处理Agent生成的数据库中读出数据。检测模块利用基于人工免疫系统的智能算法以及检测器集和该数据，对当前状态进行检测，做出判决。若有故障，应判决属于何种故障，以及该故障的发生概率。控制器不但将检测结果通过接口显示出来，而且若是故障还应将该结果，包括检测数据以及该数据的采集时间存入数据库。

检测时所用的检测器集是需要通过学习来产生的。该学习过程可

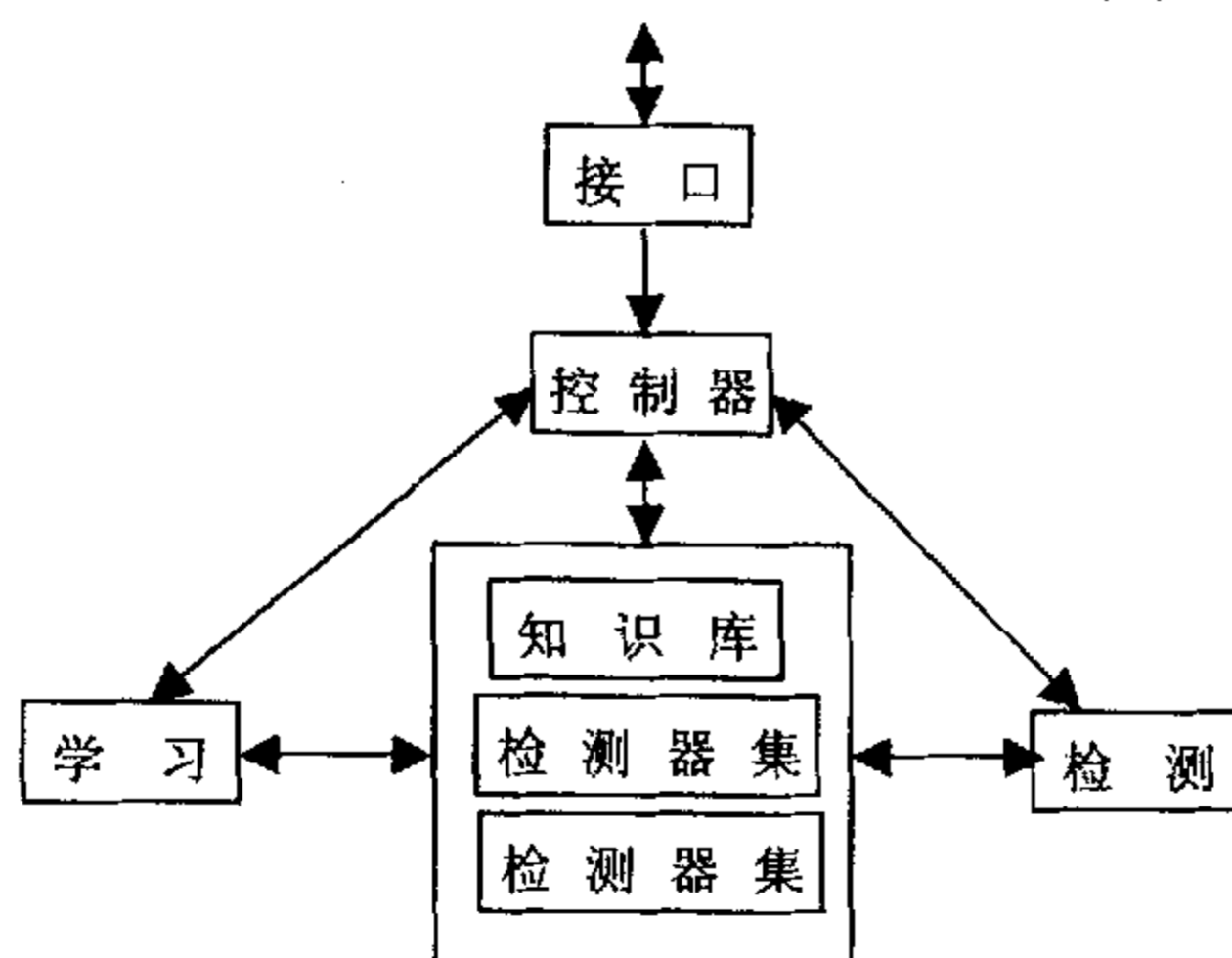


图 4.4 决策 Agent

以是离线的，也可以是在线的。为了提高检测效率，应进行离线学习。学习时，利用知识库中的知识以及基于生物免疫进化的算法模型。知识库中还有检测器集与状态模式之间的映射。

第五章 状态监测与故障诊断的模拟实验

本课题实验的目的主要是为了验证人工免疫机理在制造设备状态监测与故障诊断中的应用。系统的开发主要是针对实验进行的。

实验系统由硬件与软件两部分组成。硬件包括实验平台和采集部分。

5.1 采集硬件

采集硬件相对简单，主要包括传感器，一张采集卡，一台PC机。

采集卡使用的是上海凌华技术公司 (ADLINK Technology Inc.) 的 PCI-9113A。这是种基于32位 PCI 总线结构的高性能数据采集卡。它的模块图如图 5.1^[56]。

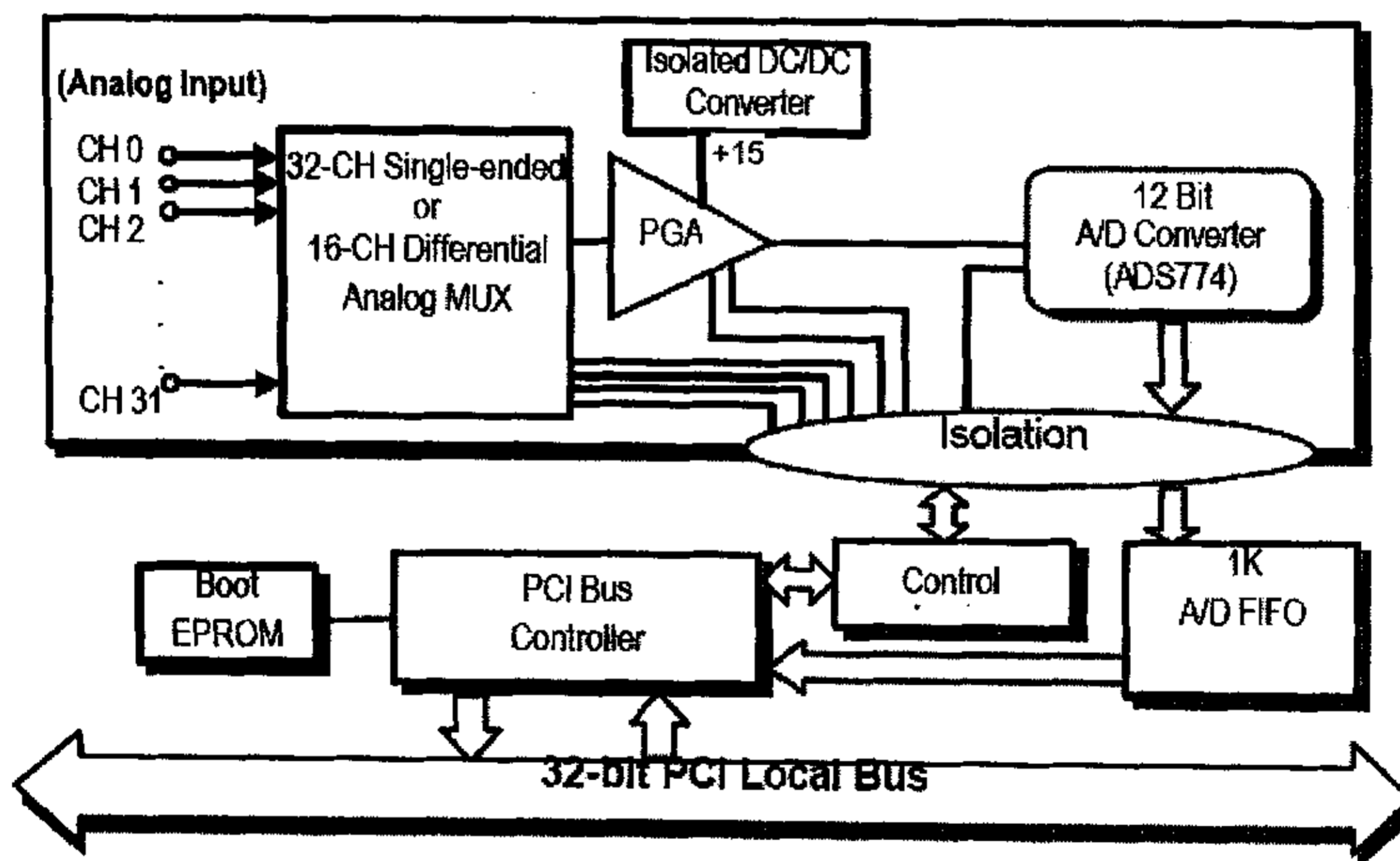


图 5.1 PCI-9113A 模块示意图

主要规格如下：

32-bit PCI-Bus, 即插即用

位数：12-bit

输入通道：32单端 /16 差分

模拟输入范围（可由软件控制或由跳线选择）：

双极性：±10V, ±1V, ±0.1V or ±5V, ±0.5V, ±0.05V

单极性：0~10V, 0~1V, 0~0.1V

吞吐量：100K samples/sec.

过压保护：最高持续 ±35V

精度：0.015% of±1 bit

数据传送：软件控制，中断

FIFO 缓存大小：1024

传感器包括 1 只压电加速度传感器和 3 只电流传感器。

加速度传感器的主要参数：

型号：CA-YD-103；

电荷灵敏度 (/ms²)：~ 2pc

安装谐振频率 (kHz)：~ 40；

频率范围 (Hz)：0.5 ~ 10k

最大横向灵敏度比：<5%；

参考使用极限 (m/s²)：2x10⁴

使用温度 (°C)：-20 ~ +120；

电流传感器的主要参数：

型号：A-CS050B

电参数

原边额定输入电流：50AC V

原边电流测量范围：75AC V

电源电压：±12 ~ ±15DC V

动态性能参数

线性度：1 % FS

失调电压：±20mV

温度失调电压：±1mV/°C

响应时间：≤7 μs

加速度传感器输出的是电荷，需要经过电荷放大器转变成电压，才能输入采集卡。电流传感器是霍尔元件型的，需要 $-15 \sim +15V$ 稳压电源。使用时只需将被测电流的导线穿过传感器即可，使用方便。现有的采集卡有双极性和单极性两种用法。本系统中，稳压电源需要与电流传感器具有相同的地线，所以采集卡只能用单极性用法（单端输入法）。当然加速度传感器也必须采用单极性接法。整个采集硬件系统如下图5.2所示。

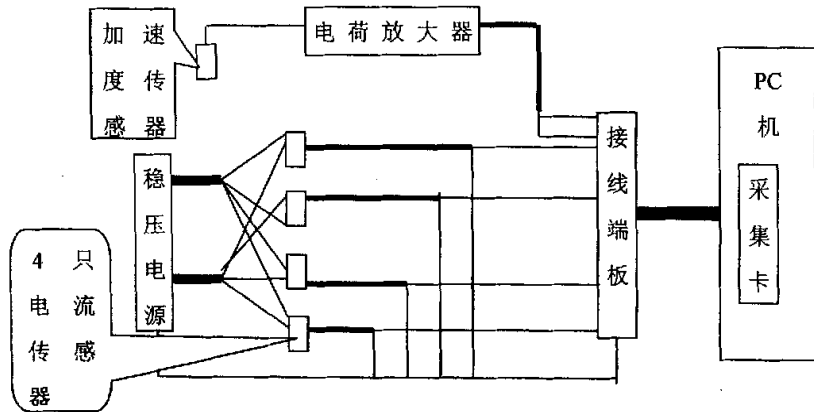


图 5.2 采集系统硬件示意图

5.2 软件部分

实验系统的软件部分基本按照第三章介绍的多Agent结构设计。包括三大Agent：数据采集Agent、数据处理（特征提取）Agent、决策Agent。整个系统在VC++6.0的平台上实现。Agent之间的通信主要通过多线程和文件的形式实现。决策Agent中包含产生抗体的学习模块和抗原的检测模块。疫苗是已知征兆的描述，是已知知识，以数据库的形式存储较好处理；而检测器集是程序产生的，采用文件的存储形式较灵活。这里涉及三项关键技术：(1)采集程序的实现；(2)VC++6.0中多进程的实现在；(3)VC++6.0数据库操作的实现。下面简单的介绍一下这些相关内容。

5.2.1 采集程序的实现

首先应配置工程。安装完采集卡的安装程序后，利用 VC6.0++ 建立应用工程，并将“PCI-Dask.dll”和“PCI-Dask.lib”两个文件拷贝到工程文件夹中。在工程中，打开菜单“工程→工程配置”，在选择卡“Link”的“L 对象/库模块：”中填入“PCI-Dask.lib”，如图 5.3。这样就配置好了。还应加入头文件“DASK.H”^[56]。

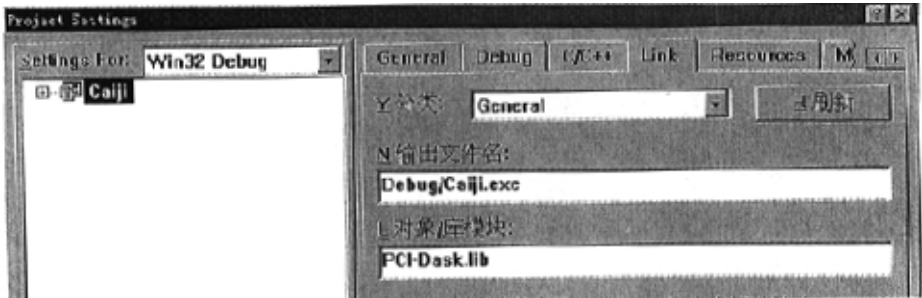


图 5.3 程序配置

对于模拟信号的采集，采集流程一般如图 5.4。

PCIS-DASK 提供两种模拟量采集方式：

无缓存的单点读取 (nonbuffered single-point analog input readings)，它利用软件轮训的方式从采集卡读取数据；

有缓存的连续模拟输入 (buffered continuous analog input operation)，它利用中断或 DMA 传输方式将数据读到用户缓存器。包括 5 种方式：

同步连续输入 (synchronous continuous AI)；

无触发无双倍缓存的异步连续输入 (non-triggered non-double-buffered asynchronous continuous AI)；

无触发双倍缓存的异步连续输入 (non-triggered double-buffered asynchronous continuous AI)；

有触发无双倍缓存的异步连续输入 (triggered non-double-buffered asynchronous continuous AI)；

有触发双倍缓存的异步连续输入 (triggered double-buffered asynchronous continuous AI)。

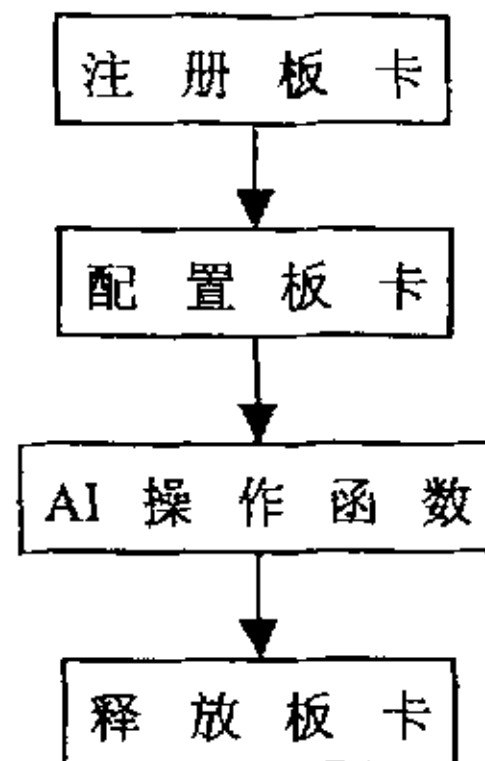


图 5.4 采集流程

所谓触发指的是基于某种条件的事件发生。在中断或 DMA 模式下，可以通过触发决定何时开始或停止采集。本系统采用“有触发无双倍缓存的异步连续输入”，这是一种最常用的方式。程序主要内容如下。

```
card=Register_Card(PCI_9113, card_num);  
AI_9113_Config(card, TRIG_INT_PACER);  
AI_AsyncDblBufferMode(card, 0);  
AI_ContScanChannels(card, channel, range, (U16 *)mData, read_count, sample_rate,  
SYNCH_OP);  
do {  
    AI_AsyncCheck(card, &bStopped, &count);  
} while (!bStopped);  
AI_AsyncClear(card, &count);  
...  
Release_Card(card);
```

5.2.2 VC++6.0 中多线程的实现

本系统主要通过线程之间的通信，来实现多Agent之间的通信。线程之间的通信有三种方式^[54]：利用全局变量通信；利用用户定义的消息通信；利用事件对象通信。本系统主要利用用户定义的消息通信这

种方式。首先要定义用户消息，如下所示：

```
const WM_USERMSG=WM_USER+100 ,
```

WM_USER 常数是由 Windows 定义的，它保留第一个可用的用户消息号。在定义了消息以后，可以在需要的时候从一个线程中调用 `::PostMessage()` 把消息发送给主程序。

5.2.3 VC++6.0 数据库操作的实现

本系统在 VC++6.0 环境下，利用了 ADO 数据库技术。ADO 数据库技术具有高速及“小足迹”（通俗的讲主要指数据的存取量较小）和基于 COM 接口规范等特点。它具有两种实现方式^[53]：

1) 通过 `CoCreateInstance()` 或 `CoCreateInstanceEx()` 实例化对象；然后调用 `Addref()` 引用计数，使用完成后，再调用 `Release()` 释放对象。

2) 使用智能指针 (smart pointer)，是一种更为简便的方法。所有的智能指针都是基于 `_com_ptr_t` 的模块类。它封装 `IUnknown` `QueryInterface`、`Addref()` 和 `Release()` 方法；具有自动计数的机制：即在构造对象时，自动计数；在析构对象时，自动调用 `Release()`。使用前先要通过 `#import` 指令将 ADO 组件的 DLL 调入应用程序。

本实验主要是要验证人工免疫机理在机械设备状态监测与故障诊断中的应用，暂时可以不考虑监测的实时性。实验过程中，在同一状态模式下，多次采集，以文件的形式保存数据，然后再离线进行数据处理，输出诊断结果。

5.3 故障诊断模拟实验^{[3][9][8][45][49]}

本实验在简单的旋转机构上进行。模拟了旋转件的 3 种常见故障模式，即不平衡，径向碰磨，轴承座松动，再加上正常状态共 4 种模式。

5.3.1 实验条件

(1) 实验平台简介

以振动轨迹测定仪作为实验平台。主要传动链示意图如下。借用纺纱所用的锭子作为试件。

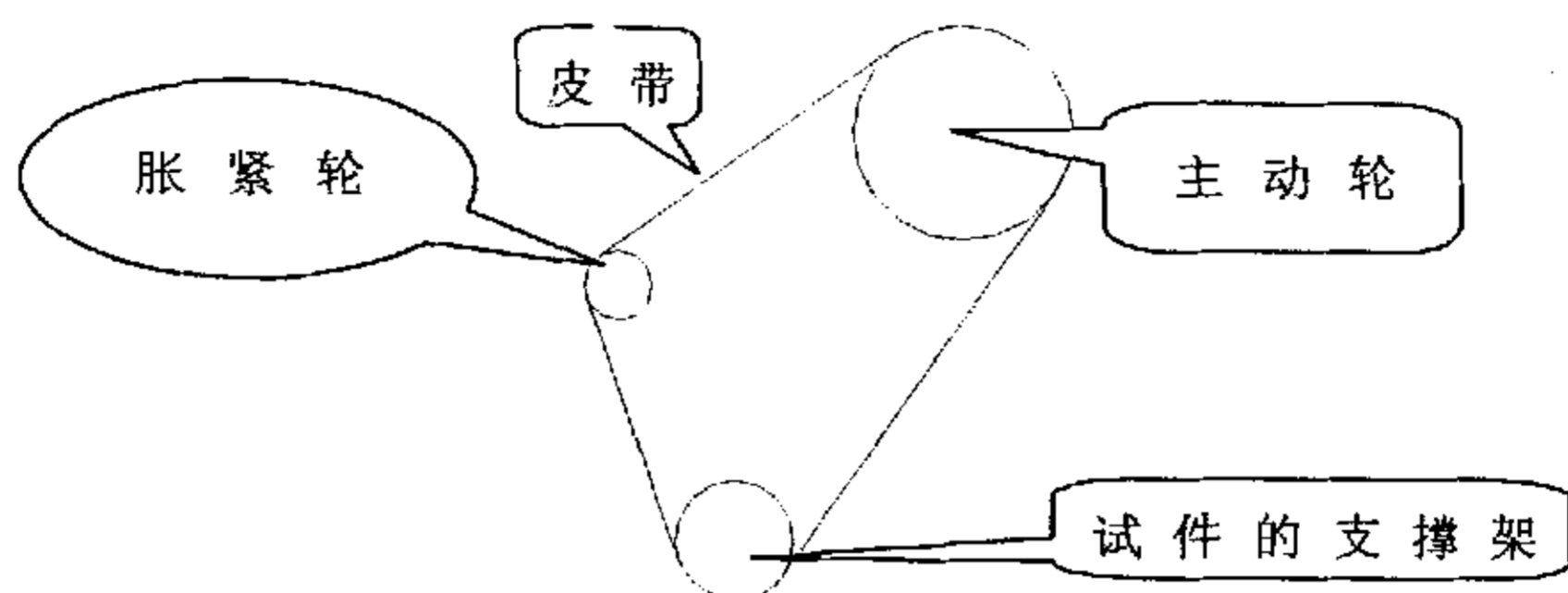
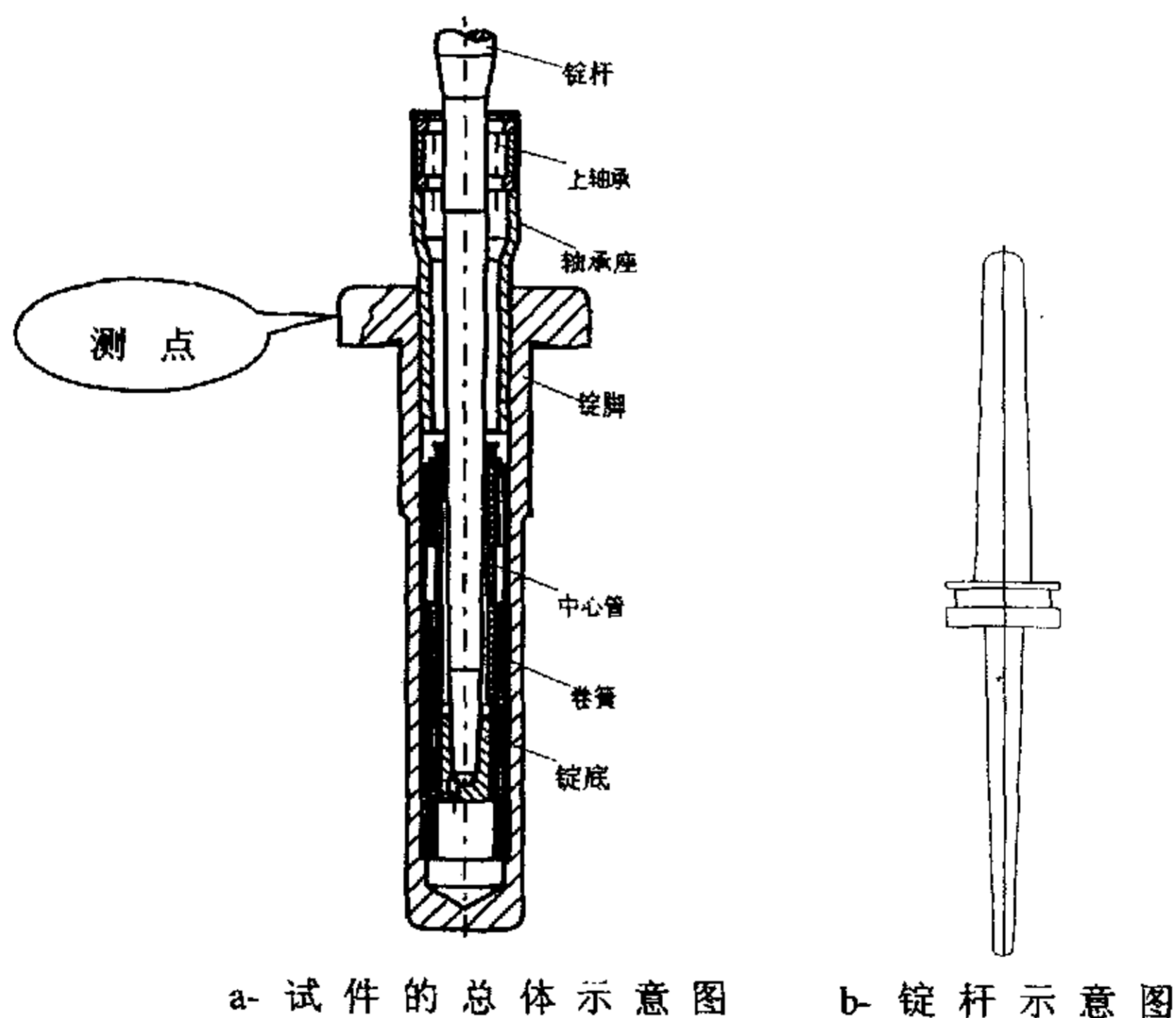


图 5.5 振动轨迹测定仪的传动链示意图



a- 试件的总体示意图 b- 铰杆示意图

图 5.6 试件示意图

(2) 传感器及其安装 [3][49]

本实验使用的传感器为压电加速度传感器。对于压电加速度传感器有如下四种安装方式。

1) 螺钉安装

2) 粘结安装 (可用的粘结剂有“502”、环氧树脂胶、双面粘结

胶带、薄蜡)

3) 云母片

4) 磁铁座

本实验利用“502”将其粘在试件的轴承座上。这是一种最简易的方法。

(3) 3种故障模式的模拟

三种故障模式为不平衡，径向碰磨，轴承座松动。

通过在试件径向附加小物块，实现试件的不平衡模拟。

在试件旋转过程中，利用外在器件敲击试件，从而模拟径向碰磨。

通过松动用于固定试件的螺母来模拟轴承座的松动。

(4) 实验参数

实验时试件的转速为8000rpm，采样频率 $f_s = 5\text{kHz}$ ，采样点数为5120。触发方式为自由触发。

由 $f=n/60$ ($f(\text{Hz})$ 表示工频； $n(\text{rpm})$ 表示工作转速)可知，当 $n = 8000\text{rpm}$ 时， $f = 8000/60 = 133.3(\text{Hz})$ 。如关心的最高频率为：

$f_c = 6f = 800(\text{Hz})$ ，则 $f_s = 5000 > 2 * f_c = 1600$ ，所以满足采样定理。

5.3.2 实验过程

(1) 信号的采集 在实验台上模拟正常状态以及上述3种故障类型，利用加速度传感器，采集振动信号；每一种模式 $i(i=1,2,3,4)$ 采集多组数据(数量为 M)，每组数据即是对应模式 i 的一个实例

$L_{ij}(i=1,2,3,4; j=1,2,\dots,M)$ ；

(2) 疫苗的生成 首先将每组实例 L_{ij} 进行功率谱变换，求取10个频段的幅值极值，并进行归一、缩放，串起来作为该实例 L_{ij} 的描述；然后求取模式 i 下所有实例的平均值作为模式 i 的标准值，即该模式的疫苗；

(3) 检测器，即抗体的生成 对模式 i 的疫苗进行二进制编码，以此对系统进行训练，产生检测器集；训练阈值 $a \in (10,20)$ ，种群数 $N=20$ ，总的检测器数量为： $num_det=20 \times 4=80$ ；

(4) 抗原的检测, 即对系统进行测试。利用每种模式的实例 L_{ij} 作为测试数据即抗原, 对系统进行测试; 检测阈值 $\beta = 40, 50, 60, 70$ 。

附录 2 以表格的形式 (表 6.1 ~ 6.9) 给出疫苗数据和抗原数据 (归一、缩放后的数据), 及其测试结果。

5.3.3 实验结果分析

诊断的准确率受到种群规模 N , 训练阈值 α 和检测阈值 β 的影响。种群规模 N 越大越好, 但太大会增加计算量。训练阈值 α 和检测阈值 β 要联合起来考虑。一般训练阈值 α 太大, 检测精度降低; α 太小加大检测阈值 β 的压力, 而且也会降低检测精度。在本实验条件下, 通过分析比较 α 取 10 ~ 20 较合适。本实验分别就 $\beta = 40, 50, 60, 70$ 进行了测试。从测试结果可以看出, 随着检测阈值 β 的增大, 某实例属于某模式的概率会增大至 1, 但过大可能出现一个实例对应两种或以上模式的概率均为 1, 这时就应减小其值。

上面实验初步表明基于人工免疫机理的诊断方法是可行的。

5.4 状态监测模拟实验

模拟实验 1 相对比较简单, 实验平台利用的是简单的旋转机构, 传感器只有一只。模拟实验 2 建立在六角车床上, 使用了 2 类、5 只传感器, 而且模式更加复杂。

5.4.1 实验条件

(1) 实验平台

实验建立在六角车床 C1336W 上, 额定电流为 6A。所用的试件为直径 $\phi 40$ 的棒料, 材料为 45 #。钻头为 $\phi 10$ 的高速钢。

(2) 传感器及其安装

所用传感器为一只压电加速度传感器和 4 只霍尔型电流传感器。利用“502”将加速度传感器安装在主轴前轴承端盖上方。电源的 4 根导线分别穿过电流传感器。本车床的额定电流为 6A, 而电流传感器的额定输入电流为 50A, 为此需将导线在电流传感器中绕 6 圈。由于地线的电流变化不大, 虽然采集了它的信号, 但没有使用。

(3) 模拟的状态

实验模拟的状态有 2 类 6 种：

空转：

117rpm , 470rpm , 1160rpm

加载：

117rpm , 470rpm , 1160rpm。进给量为 0.23mm/r

(4) 实验参数

采样频率 $f_s = 10\text{kHz}$ ，采样点数为 10240，通道数为 5，每通道对应的采样频率 $f'_s = 2000\text{Hz}$ ，采样点数为 2048。触发方式为自由触发。

实验的最高转速为 1160rpm。由 $f=n/60$ ($f(\text{Hz})$ 表示工频； $n(\text{rpm})$ 表示工作转速) 可知，当 $n = 1160\text{rpm}$ 时， $f = 1160/60 = 19.3(\text{Hz})$ 。如关心的最高频率为： $f_c = 6f = 116(\text{Hz})$ ，则 $f'_s = 2000 > 2 * f_c = 232$ ，所以满足采样定理。

5.4.2 实验过程

(1) 信号的采集 在实验台上模拟上述 6 种状态模式，利用传感器采集信号；每一种模式 $i(i=1, 2, \dots, 6)$ 采集多组数据（数量为 M ），每组数据即是对应模式 i 的一个实例 $L_{ij}(i=1, 2, \dots, 6; j=1, 2, \dots, M)$ ；

(2) 疫苗的生成 由于使用的传感器不同，对它们采集到的信号处理方法也不同。对于加速度信号，处理方法同实验 1。

对于电流信号利用 3.5.3 节介绍的方法求其均值、方差和绝对偏差，分别作为一种数据。对于每一种数值，利用相对最大值进行归一化处理。这里的最大值是相应所有组数据中的最大值。为了编码方便再乘以 100。再求取每一种数据的平均值作为该模式中本种数据的样本值。

最后将两种传感器的平均值串起来作为该模式的疫苗。

(3) 检测器，即抗体的生成 对模式 i 的疫苗进行二进制编码，以此对系统进行训练，产生检测器集；训练阈值 $a \in (10, 20)$ ，种群数 $N=20$ ，总的检测器数量为： $num_det=20 \times 6=120$ ；

(4) 抗原的检测，即对系统进行测试 利用每种模式的实例 L_{ij}

作为测试数据即抗原，对系统进行测试；检测阈值 β 在 30 ~ 70 之间取值，直到该抗原属于某种模式的概率为 1.0。

数据见附录 2。表 6.10 为疫苗数据，表 6.11 为部分测试抗原数据，均是归一、缩放后的数据。表 6.12 ~ 表 6.17 是实际检测结果。

5.4.3 实验结果分析

从表 6.12 ~ 表 6.17 可以知晓，实验结果基本同实验 1。不过从数据 6 和 10 的检测结果，可以得到另外一个结果。例如数据 6，当检测阈值 $\beta = 30$ 时，该数据属于模式 0 的概率为 0.05，属于其它模式的概率为 0，从这里似乎可以判定该数据应属于模式 0；但是当检测阈值 $\beta = 35$ 时，该数据属于模式 0 的概率为 0.9，而属于模式 1 的概率为 1.0，从这两个不同检测阈值 β 中可以看出，该数据属于模式 1 的概率增长速度较属于模式 0 的概率增长速度快，该数据应属于模式 1。

综合实验 1、2 可以知晓基于人工免疫机理的智能方法可以用于设备的状态检测和故障诊断。

第六章 总结与展望

随着制造设备越来越自动化、最优化、柔性化、集成化、智能化和精密化，对其进行状态监测和故障诊断，也就越来越必要。本文总结了传统的识别理论，以及已有的智能方法。在此基础上就一种新型的智能方法—人工免疫机理在设备的状态监测与故障诊断中的应用做了研究与探讨。本文的主要成果如下：

1) 回顾了人工神经网络、遗传算法以及已有的人工免疫机理在状态监测与故障诊断中的应用情况，提出了人工免疫机理用于状态监测与故障诊断的可行性以及对其改进的必要性；

2) 对于基于反向选择理论的人工免疫系统提出了改进模型，在产生检测器时，不是利用部分匹配原则，而是利用遗传算法以及欧几里德距离。而且为了保持检测器的多样性，引入了基于信息熵浓度的理论。这样将传统的统计诊断方法与智能诊断方法结合起来；

3) 回顾和总结了已有的数据处理方法，实现了用于实验的特征提取方法；

4) 在人工免疫系统进行多传感器信息融合的应用方面做了一定研究和探讨；

5) 系统的总体设计不是采用传统的基于模块或对象，而是基于多Agent理论，加强了系统的实时性以及健壮性；

6) 运用多线程以及ADO技术，完成系统主要组件的开发，为程序代码的重复利用和系统的扩展奠定了基础；

7) 开发了用于PCI板卡的采集程序；

8) 通过两组模拟实验，验证了改进模型以及系统的可行

性。

本文在人工免疫机理应用于数控机床的状态监测与故障诊断研究方面虽然取得了一些进展，但尚存在一些不足。

1) 对于同一种抗原产生抗体时，利用了遗传算法，抗体的检测能力有了一定的广泛性，但其分布还有一定的随机性；

2) 产生抗体时，主要利用的是故障模式疫苗的信息，虽然考虑了其对正常模式的不可识别性，但较粗糙，不够细微；还未能涉及故障模式疫苗之间的差异信息；

3) 模型中涉及到一些参数的设定，还是要靠实际情况及实验来定；特征融合的方法过于简单。

设备的状态监测与故障诊断是个复杂的问题，生物的免疫系统更是一个复杂而有趣的系统，如何将两者有机的结合，使对前者问题的解决更有效，使设备的运行更可靠，是很值得研究探讨的。作者认为进一步的研究可以从以下几方面入手：

1) 人们受生物免疫机理的启发已经开发了许多人工免疫系统，例如本文中提到的免疫网，如何将这些理论应用到设备的状态监测与故障诊断中，值得研究；

2) 设备的发展越来越复杂，越来越高速，利用多传感器对设备进行监测是必然的，如何利用生物免疫系统处理多信息的能力，来处理多传感器信息融合问题，是值得探讨的；

3) 长期以来，人们在信号处理方面做了大量的研究，如何利用已有的信号处理理论，来提取系统所需的特征量，也是个值得研究的问题，例如对于功率谱变换可以使用现代的一些方法，参数模型功率谱估计，高阶矩等；

4) 本文在状态预测方法做的工作还不够，应结合时间序列方法以及灰色理论，提高系统的预测能力。

附录 1: 软件系统运行时的部分界面

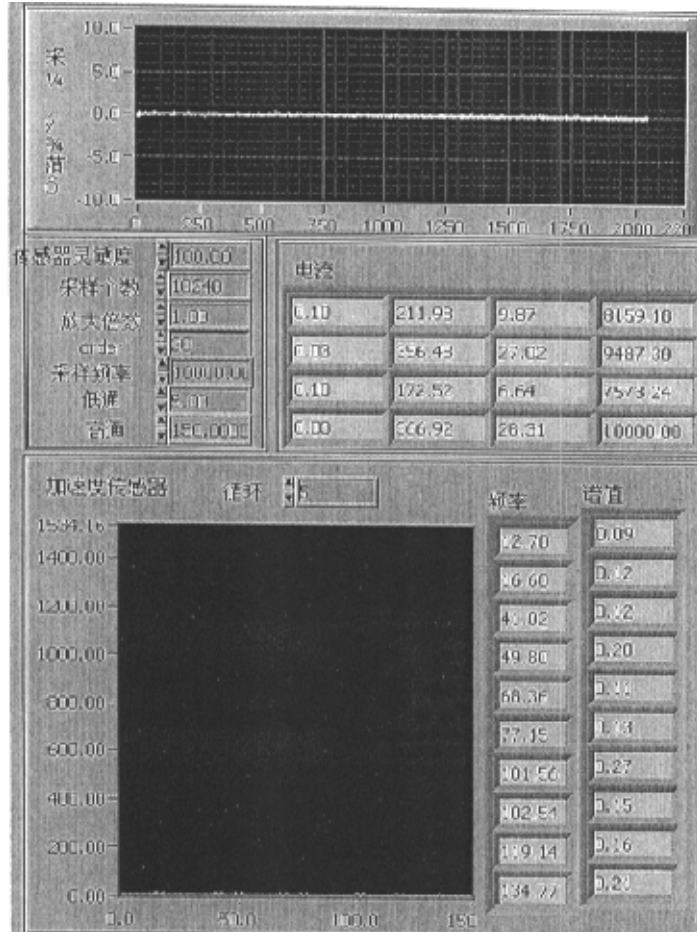


图 1 信号采集及数据处理界面

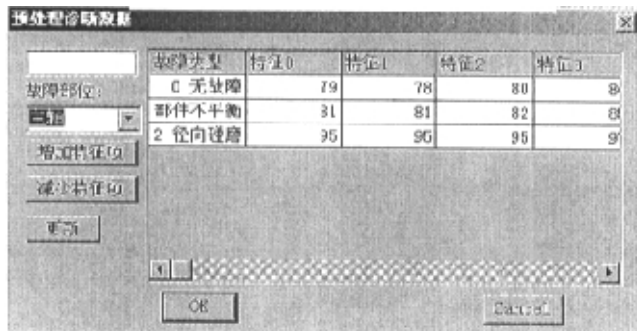


图 2 状态的疫苗特征输入界面

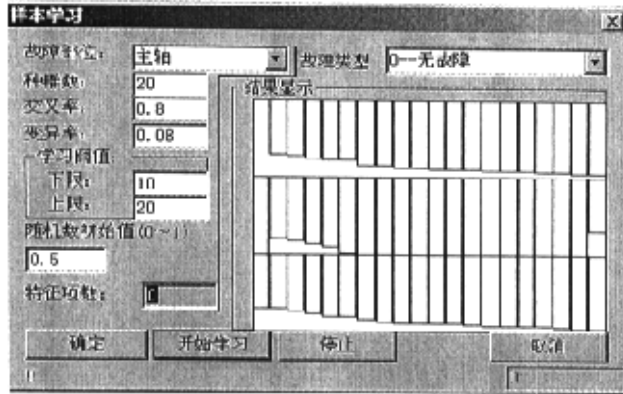


图 3 产生抗体的界面

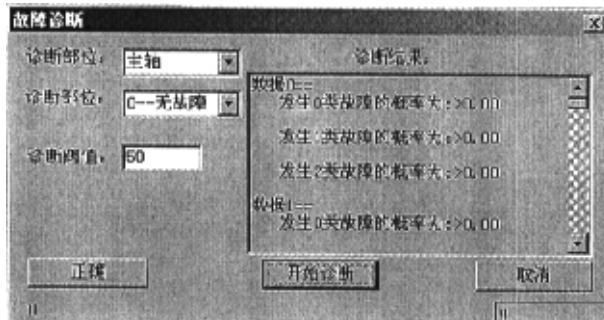


图 4 诊断结果的界面

| ID | 部位名称 | 特征值表名 |
|----------|------|-------|
| 1 | 主轴 | |
| 2 | 刀具 | |
| 3 | 主电机 | |
| * (自动编号) | | |

图 5 监测部位数据表界面

| ID | 故障部位 | 故障类型 | 故障描述 |
|----|------|------|---------|
| 1 | 主轴 | 0 | 无故障 |
| 2 | 主轴 | 1 | 主轴部件不平衡 |
| 3 | 主轴 | 2 | 径向磨损 |
| 4 | 主轴 | 3 | 轴承座松动 |
| 5 | 刀具 | 0 | 无异常 |
| 6 | 刀具 | 1 | 破损 |
| 7 | 刀具 | 2 | 磨损 |
| 8 | 主电机 | 0 | 无异常 |
| 9 | 主电机 | 1 | 过热 |
| 10 | 主电机 | 2 | 转子不平衡 |

图 6 故障部位及其故障描述表界面

| ID | 故障类型 | 特征0 | 特征1 | 特征2 | 特征3 |
|--------|------|-----|-----|-----|-----|
| 1 | 0 | 79 | 78 | 60 | 64 |
| 2 | 1 | 81 | 01 | 82 | 85 |
| 3 | 2 | 95 | 95 | 95 | 97 |
| (自动编号) | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

图 7 故障对应的特征量数据表界面

附录 2: 实验数据

表 6.1 疫苗数据—实验 1

| | | | | | | | | | | |
|------|----|---|----|----|-----|----|----|----|----|---|
| 正常 | 0 | 0 | 86 | 6 | 28 | 32 | 9 | 83 | 0 | 2 |
| 不平衡 | 82 | 1 | 4 | 63 | 92 | 8 | 20 | 0 | 9 | 3 |
| 径向碰摩 | 0 | 0 | 39 | 97 | 30 | 32 | 10 | 70 | 12 | 7 |
| 支架松动 | 7 | 0 | 0 | 1 | 100 | 1 | 1 | 9 | 14 | 0 |

表 6.2 抗原数据—属于正常模式

| 频段 | 1~1.5f | 1.5~2f | 2~2.5f | 2.5~3f | 3~3.5f | 3.5~4f | 4~4.5f | 4.5~5f | 5~5.5f | 5.5~6f |
|----|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| ID | 133- | 199.5- | 266- | 332.5- | 399- | 465.5- | 532- | 598.5- | 665- | 731.5- |
| | 199.5 | 266 | 332.5 | 399 | 465.5 | 532 | 598.5 | 665 | 731.5 | 798 |
| 1 | 0 | 0 | 100 | 10 | 35 | 32 | 8 | 82 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 0 | 100 | 8 | 30 | 34 | 10 | 79 | 0 | 0 |
| 3 | 0 | 0 | 100 | 7 | 36 | 38 | 6 | 77 | 0 | 0 |
| 4 | 0 | 0 | 100 | 0 | 28 | 36 | 8 | 71 | 0 | 0 |
| 5 | 0 | 0 | 100 | 0 | 35 | 33 | 8 | 69 | 0 | 0 |
| 6 | 0 | 0 | 100 | 6 | 35 | 30 | 7 | 70 | 0 | 0 |
| 7 | 0 | 0 | 100 | 6 | 37 | 30 | 6 | 84 | 0 | 0 |
| 8 | 0 | 0 | 100 | 5 | 30 | 39 | 8 | 78 | 0 | 0 |
| 9 | 0 | 0 | 100 | 7 | 35 | 35 | 8 | 71 | 0 | 0 |
| 10 | 0 | 0 | 100 | 3 | 28 | 24 | 6 | 59 | 0 | 0 |
| 11 | 0 | 0 | 100 | 6 | 36 | 24 | 6 | 79 | 0 | 0 |
| 12 | 0 | 0 | 100 | 6 | 32 | 29 | 6 | 72 | 0 | 0 |
| 13 | 0 | 0 | 100 | 10 | 34 | 37 | 8 | 86 | 0 | 0 |
| 14 | 0 | 0 | 100 | 10 | 29 | 37 | 8 | 76 | 0 | 0 |

表 6.3 抗原数据—属于不平衡模式

| 频段 | 1~1.5f | 1.5~2f | 2~2.5f | 2.5~3f | 3~3.5f | 3.5~4f | 4~4.5f | 4.5~5f | 5~5.5f | 5.5~6f |
|----|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | 133- | 199.5- | 266- | 332.5- | 399 | 465.5 | 532 | 598.5 | 665 | 731.5 |
| ID | 199.5 | 266 | 332.5 | 399 | -465.5 | -532 | -598.5 | -665 | -731.5 | -798 |
| 1 | 39 | 0 | 8 | 18 | 100 | 10 | 15 | 0 | 0 | 5 |
| 2 | 44 | 0 | 9 | 19 | 100 | 10 | 17 | 0 | 0 | 0 |
| 3 | 71 | 0 | 18 | 45 | 100 | 10 | 16 | 0 | 0 | 9 |
| 4 | 100 | 0 | 0 | 52 | 87 | 10 | 26 | 0 | 16 | 0 |
| 5 | 95 | 0 | 22 | 60 | 100 | 12 | 23 | 0 | 11 | 0 |
| 6 | 70 | 0 | 23 | 100 | 95 | 8 | 18 | 0 | 0 | 7 |
| 7 | 100 | 0 | 0 | 87 | 90 | 9 | 22 | 0 | 15 | 0 |
| 8 | 89 | 0 | 0 | 27 | 100 | 11 | 25 | 0 | 11 | 0 |
| 9 | 100 | 0 | 0 | 66 | 89 | 8 | 20 | 0 | 15 | 0 |
| 10 | 67 | 0 | 0 | 78 | 100 | 11 | 17 | 0 | 7 | 9 |
| 11 | 74 | 0 | 0 | 72 | 100 | 11 | 20 | 0 | 8 | 0 |
| 12 | 84 | 0 | 0 | 38 | 100 | 13 | 22 | 0 | 9 | 11 |
| 13 | 91 | 0 | 0 | 22 | 100 | 0 | 15 | 0 | 13 | 0 |
| 14 | 100 | 0 | 0 | 81 | 84 | 8 | 23 | 0 | 12 | 0 |
| 15 | 89 | 0 | 0 | 53 | 100 | 0 | 20 | 0 | 15 | 17 |
| 16 | 72 | 7 | 0 | 100 | 75 | 0 | 17 | 0 | 0 | 0 |
| 17 | 100 | 9 | 0 | 78 | 77 | 0 | 21 | 0 | 13 | 0 |
| 18 | 96 | 0 | 0 | 100 | 91 | 9 | 9 | 0 | 10 | 0 |
| 19 | 71 | 0 | 0 | 100 | 68 | 7 | 27 | 0 | 10 | 0 |

表 6.4 抗原数据—属于径向碰磨

| 频段 | 1~1.5f | 1.5~2f | 2~2.5f | 2.5~3f | 3~3.5f | 3.5~4f | 4~4.5f | 4.5~5f | 5~5.5f | 5.5~6f |
|----|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | 133- | 199.5- | 266- | 332.5- | 399- | 465.5- | 532- | 598.5- | 665- | 731.5- |
| ID | 199.5 | 266 | 332.5 | 399 | 465.5 | 532 | 598.5 | 665 | 731.5 | 798 |
| 1 | 0 | 0 | 54 | 100 | 15 | 40 | 10 | 66 | 21 | 9 |
| 2 | 0 | 0 | 26 | 100 | 32 | 46 | 9 | 51 | 15 | 8 |
| 3 | 0 | 0 | 20 | 100 | 30 | 28 | 12 | 36 | 10 | 8 |
| 4 | 0 | 0 | 51 | 100 | 41 | 41 | 15 | 76 | 15 | 21 |
| 5 | 0 | 0 | 37 | 98 | 15 | 15 | 15 | 100 | 0 | 0 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 100 | 15 | 9 | 0 | 25 | 0 | 0 |
| 7 | 0 | 0 | 7 | 100 | 16 | 11 | 8 | 38 | 11 | 5 |
| 8 | 0 | 0 | 36 | 100 | 77 | 47 | 15 | 90 | 15 | 0 |
| 9 | 0 | 0 | 100 | 90 | 45 | 47 | 0 | 93 | 16 | 16 |
| 10 | 0 | 0 | 54 | 100 | 22 | 42 | 13 | 98 | 0 | 0 |
| 11 | 0 | 0 | 48 | 71 | 20 | 37 | 7 | 100 | 7 | 7 |
| 12 | 0 | 0 | 31 | 100 | 38 | 19 | 20 | 69 | 29 | 12 |

表 6.5 抗原数据—属于轴承座松动模式

| 频段 ID | 1~1.5f | 1.5~2f | 2~2.5f | 2.5~3f | 3~3.5f | 3.5~4f | 4~4.5f | 4.5~5f | 5~5.5f | 5.5~6f |
|----------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| | 133- 199.5 | 199.5- 266 | 266- 332.5 | 332.5- 399 | 399- 465.5 | 465.5- 532 | 532- 598.5 | 598.5- 665 | 665- 731.5 | 731.5- 798 |
| 1 | 6 | 0 | 0 | 0 | 100 | 1 | 1 | 5 | 11 | 0 |
| 2 | 10 | 0 | 0 | 1 | 100 | 1 | 1 | 6 | 14 | 0 |
| 3 | 9 | 0 | 0 | 1 | 100 | 1 | 1 | 6 | 13 | 0 |
| 4 | 10 | 0 | 0 | 1 | 100 | 2 | 2 | 13 | 13 | 0 |
| 5 | 7 | 0 | 0 | 1 | 100 | 1 | 1 | 9 | 13 | 0 |
| 6 | 7 | 0 | 0 | 1 | 100 | 2 | 1 | 12 | 17 | 0 |
| 7 | 7 | 0 | 0 | 1 | 100 | 2 | 1 | 11 | 16 | 0 |
| 8 | 7 | 0 | 0 | 1 | 100 | 1 | 1 | 9 | 15 | 0 |
| 9 | 7 | 0 | 0 | 0 | 100 | 2 | 1 | 9 | 15 | 0 |
| 10 | 8 | 0 | 0 | 1 | 100 | 2 | 2 | 11 | 15 | 0 |
| 11 | 6 | 0 | 0 | 1 | 100 | 1 | 1 | 8 | 11 | 0 |
| 12 | 7 | 0 | 0 | 0 | 100 | 1 | 1 | 10 | 15 | 0 |
| 13 | 7 | 0 | 0 | 0 | 100 | 2 | 1 | 10 | 16 | 0 |
| 14 | 7 | 0 | 0 | 1 | 100 | 1 | 1 | 10 | 16 | 0 |
| 15 | 6 | 0 | 0 | 0 | 100 | 1 | 1 | 8 | 13 | 0 |
| 16 | 7 | 0 | 0 | 0 | 100 | 1 | 1 | 9 | 14 | 0 |
| 17 | 7 | 0 | 0 | 0 | 100 | 1 | 1 | 9 | 14 | 0 |
| 18 | 8 | 0 | 0 | 1 | 100 | 1 | 1 | 10 | 14 | 0 |
| 19 | 7 | 0 | 0 | 1 | 100 | 1 | 1 | 9 | 12 | 0 |
| 20 | 7 | 0 | 2 | 1 | 100 | 2 | 1 | 11 | 15 | 0 |

表 6.6 对表 6.2 抗原的测试结果

| ID | $\beta=40$ | | | | $\beta=50$ | | | | $\beta=60$ | | | | $\beta=70$ | | | |
|----|------------|------|------|------|------------|------|------|------|------------|------|------|------|------------|------|------|------|
| | 0 | 1 | 2 | 3 | 0 | 1 | 2 | 3 | 0 | 1 | 2 | 3 | 0 | 1 | 2 | 3 |
| 1 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 |
| 2 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 |
| 3 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 |
| 4 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 |
| 5 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 |
| 6 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 |
| 7 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 |
| 8 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 |
| 9 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 |
| 10 | 0.90 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 |
| 11 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 |
| 12 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 |
| 13 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 |
| 14 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 |
| R | | 1.00 | | | | 1.00 | | | | 1.00 | | | | 1.00 | | |
| W | | 0.00 | | | | 0.00 | | | | 0.00 | | | | 0.00 | | |
| L | | 0.00 | | | | 0.00 | | | | 0.00 | | | | 0.00 | | |

注:

0: 正常模式; 1: 不平衡模式; 2: 径向碰磨模式; 3: 轴承座松动模式; R: 正确率; W: 误诊率; L: 漏诊率

表 6.7 对表 6.3 抗原的测试结果

| ID | $\beta = 40$ | | | | $\beta = 50$ | | | | $\beta = 60$ | | | | $\beta = 70$ | | | |
|----|--------------|------|------|------|--------------|------|------|------|--------------|------|------|------|--------------|------|------|------|
| | 0 | 1 | 2 | 3 | 0 | 1 | 2 | 3 | 0 | 1 | 2 | 3 | 0 | 1 | 2 | 3 |
| 1 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.05 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.95 | 0.00 | 0.75 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 1.00 |
| 2 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.15 | 0.00 | 0.80 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 1.00 |
| 3 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 |
| 4 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 |
| 5 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 |
| 6 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.20 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 |
| 7 | 0.00 | 0.20 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 |
| 8 | 0.00 | 0.85 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 |
| 9 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 |
| 10 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 |
| 11 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 |
| 12 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 |
| 13 | 0.00 | 0.30 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 |
| 14 | 0.00 | 0.60 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 |
| 15 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 |
| 16 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.25 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 |
| 17 | 0.00 | 0.55 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 |
| 18 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.55 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 |
| 19 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.10 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.85 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 |
| R | 0.69 | | | | 0.90 | | | | 0.90 | | | | 0.90 | | | |
| W | 0.05 | | | | 0.10 | | | | 0.10 | | | | 0.10 | | | |
| L | 0.26 | | | | 0.00 | | | | 0.00 | | | | 0.00 | | | |

注: 说明同上表

表 6.8 对表 6.4 数据的测试结果

| ID | $\beta = 40$ | | | | $\beta = 50$ | | | | $\beta = 60$ | | | | $\beta = 70$ | | | |
|----|--------------|------|------|------|--------------|------|------|------|--------------|------|------|------|--------------|------|------|------|
| | 0 | 1 | 2 | 3 | 0 | 1 | 2 | 3 | 0 | 1 | 2 | 3 | 0 | 1 | 2 | 3 |
| 1 | 0.00 | 0.00 | 0.75 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 |
| 2 | 0.00 | 0.00 | 0.30 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.95 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 |
| 3 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.35 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 |
| 4 | 0.00 | 0.00 | 0.75 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 |
| 5 | 0.00 | 0.00 | 0.05 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.85 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 |
| 6 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.05 | 0.00 |
| 7 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.35 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.90 | 0.00 |
| 8 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.10 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.30 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.95 | 0.00 |
| 9 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.50 | 0.00 |
| 10 | 0.00 | 0.00 | 0.50 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.95 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 |
| 11 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 |
| 12 | 0.00 | 0.00 | 0.40 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.85 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 |
| R | 0.58 | | | | 0.75 | | | | 0.83 | | | | 1.00 | | | |
| W | 0.00 | | | | 0.00 | | | | 0.00 | | | | 0.00 | | | |
| L | 0.42 | | | | 0.25 | | | | 0.17 | | | | 0.00 | | | |

注: 说明同上表

表 6.9 对表 6.5 数据测试的结果

| ID | $\beta = 40$ | | | | $\beta = 50$ | | | | $\beta = 60$ | | | | $\beta = 70$ | | | |
|----|--------------|------|------|------|--------------|------|------|------|--------------|------|------|------|--------------|------|------|------|
| | 0 | 1 | 2 | 3 | 0 | 1 | 2 | 3 | 0 | 1 | 2 | 3 | 0 | 1 | 2 | 3 |
| 1 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 |
| 2 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 |
| 3 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 |
| 4 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 |
| 5 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 |
| 6 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 |
| 7 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 |
| 8 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 |
| 9 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 |
| 10 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 |
| 11 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 |
| 12 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 |
| 13 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 |
| 14 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 |
| 15 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 |
| 16 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 |
| 17 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 |
| 18 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 |
| 19 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 |
| 20 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1.00 |
| R | 1.00 | | | | 1.00 | | | | 1.00 | | | | 1.00 | | | |
| W | 0.00 | | | | 0.00 | | | | 0.00 | | | | 0.00 | | | |
| L | 0.00 | | | | 0.00 | | | | 0.00 | | | | 0.00 | | | |

注: 说明同上表

表 6.10 疫苗数据—实验 2

| | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|---------|-----|-----|----|----|-----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|-----|----|----|----|
| 117 | 65 | 66 | 66 | 70 | 67 | 72 | 51 | 45 | 54 | 43 | 67 | 65 | 46 | 51 | 50 | 60 | 61 | 48 | 40 |
| 470 | 67 | 68 | 68 | 71 | 69 | 73 | 52 | 49 | 55 | 36 | 37 | 37 | 43 | 21 | 43 | 55 | 61 | 53 | 22 |
| 1160 | 79 | 79 | 79 | 81 | 81 | 82 | 67 | 67 | 69 | 17 | 78 | 17 | 46 | 8 | 16 | 14 | 39 | 46 | 9 |
| 117 加载 | 69 | 70 | 69 | 74 | 50 | 48 | 56 | 39 | 51 | 2 | 17 | 37 | 78 | 43 | 37 | 39 | 32 | 41 | 31 |
| 470 加载 | 75 | 77 | 75 | 78 | 60 | 56 | 62 | 40 | 60 | 36 | 51 | 37 | 54 | 51 | 30 | 31 | 40 | 46 | 64 |
| 1160 加载 | 100 | 100 | 99 | 99 | 100 | 99 | 99 | 99 | 99 | 14 | 18 | 14 | 14 | 40 | 37 | 100 | 21 | 10 | 20 |

表 6.11 抗原数据

| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | 模式 |
|----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|----|-----|-----|-----|-----|----|
| 1 | 65 | 66 | 67 | 70 | 67 | 72 | 50 | 45 | 53 | 100 | 100 | 95 | 40 | 40 | 20 | 20 | 39 | 39 | 13 | 0 |
| 2 | 65 | 66 | 67 | 70 | 67 | 72 | 50 | 45 | 54 | 16 | 100 | 100 | 25 | 25 | 4 | 5 | 22 | 22 | 22 | 0 |
| 3 | 65 | 66 | 67 | 70 | 66 | 73 | 50 | 45 | 54 | 27 | 45 | 45 | 19 | 44 | 65 | 100 | 100 | 83 | 83 | 0 |
| 4 | 66 | 69 | 68 | 71 | 70 | 74 | 52 | 49 | 55 | 7 | 26 | 7 | 4 | 9 | 24 | 24 | 100 | 46 | 9 | 1 |
| 5 | 66 | 68 | 68 | 71 | 69 | 73 | 52 | 49 | 55 | 8 | 8 | 13 | 8 | 7 | 29 | 29 | 100 | 50 | 8 | 1 |
| 6 | 66 | 68 | 68 | 70 | 70 | 73 | 51 | 50 | 55 | 100 | 45 | 55 | 55 | 45 | 12 | 51 | 66 | 25 | 37 | 1 |
| 7 | 80 | 80 | 80 | 81 | 82 | 83 | 66 | 67 | 69 | 5 | 24 | 2 | 100 | 4 | 5 | 20 | 23 | 23 | 1 | 2 |
| 8 | 79 | 80 | 79 | 81 | 82 | 82 | 66 | 66 | 68 | 44 | 100 | 3 | 51 | 6 | 17 | 18 | 87 | 35 | 13 | 2 |
| 9 | 79 | 79 | 79 | 81 | 81 | 81 | 65 | 65 | 67 | 14 | 100 | 5 | 2 | 2 | 3 | 13 | 2 | 6 | 2 | 2 |
| 10 | 67 | 68 | 69 | 70 | 69 | 75 | 50 | 48 | 57 | 19 | 25 | 59 | 67 | 23 | 61 | 33 | 66 | 50 | 100 | 3 |
| 11 | 67 | 68 | 69 | 69 | 69 | 73 | 50 | 48 | 56 | 71 | 26 | 59 | 39 | 95 | 47 | 34 | 65 | 100 | 72 | 3 |
| 12 | 67 | 68 | 69 | 70 | 69 | 74 | 50 | 48 | 56 | 29 | 85 | 66 | 79 | 50 | 76 | 100 | 41 | 93 | 79 | 3 |
| 13 | 75 | 74 | 75 | 77 | 75 | 78 | 60 | 56 | 63 | 27 | 23 | 72 | 91 | 45 | 51 | 100 | 69 | 52 | 44 | 4 |
| 14 | 75 | 74 | 75 | 77 | 75 | 78 | 60 | 56 | 63 | 16 | 64 | 40 | 88 | 67 | 52 | 80 | 100 | 48 | 40 | 4 |
| 15 | 75 | 74 | 75 | 78 | 75 | 79 | 61 | 57 | 64 | 64 | 100 | 96 | 74 | 66 | 57 | 74 | 52 | 34 | 73 | 4 |
| 16 | 100 | 100 | 99 | 100 | 100 | 99 | 100 | 99 | 97 | 16 | 28 | 5 | 33 | 100 | 23 | 6 | 24 | 10 | 4 | 5 |
| 17 | 100 | 100 | 99 | 99 | 100 | 99 | 100 | 100 | 99 | 6 | 5 | 7 | 5 | 100 | 13 | 4 | 9 | 7 | 5 | 5 |
| 18 | 100 | 100 | 100 | 99 | 100 | 100 | 98 | 99 | 100 | 32 | 20 | 25 | 72 | 100 | 46 | 39 | 61 | 57 | 31 | 5 |

注：模式中 0:117rpm 空转； 1:470rpm 空转； 2:1160rpm 空转； 3:117rpm 加载； 4:470rpm 加载； 5:1160rpm 加载

表 6.12 数据 1, 2, 3 的检测结果

| ID | $\beta=35$ | | | | | | $\beta=38$ | | | | | | $\beta=45$ | | | | | |
|----|------------|------|-----|-----|-----|-----|------------|-----|-----|-----|------|-----|------------|------|-----|------|------|-----|
| | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| 1 | 0.8 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.05 | 0.0 | 1.0 | 0.9 | 0.0 | 0.0 | 0.25 | 0.0 |
| 2 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.85 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.05 | 0.0 | 1.0 | 0.55 | 0.0 | 0.05 | 0.4 | 0.0 |
| 3 | 0.5 | 0.25 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.0 | 0.7 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.0 | 1.0 | 0.0 | 0.1 | 0.3 | 0.0 |

表 6.13 数据 4, 5, 6 的检测结果

| ID | $\beta=30$ | | | | | | $\beta=35$ | | | | | | $\beta=40$ | | | | | |
|----|------------|------|-----|-----|-----|-----|------------|------|-----|------|-----|-----|------------|-----|-----|------|------|-----|
| | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| 4 | 0.0 | 0.15 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.95 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.0 | 0.0 | 0.6 | 0.0 | 0.0 |
| 5 | 0.0 | 0.25 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.0 | 0.0 | 0.05 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.0 | 0.0 | 0.85 | 0.0 | 0.0 |
| 6 | 0.05 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.9 | 1.0 | 0.0 | 0.35 | 0.0 | 0.0 | 1.0 | 1.0 | 0.0 | 0.25 | 0.65 | 0.0 |

表 6.14 数据 7, 8, 9 的检测结果

| ID | $\beta=35$ | | | | | | $\beta=40$ | | | | | | $\beta=45$ | | | | | |
|----|------------|-----|------|-----|-----|-----|------------|-----|-----|------|-----|-----|------------|-----|-----|-----|------|------|
| | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| 7 | 0.0 | 0.0 | 0.95 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.0 | 0.05 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.0 | 0.0 | 0.25 | 0.35 |
| 8 | 0.0 | 0.0 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.0 | 0.0 | 0.45 | 0.0 |
| 9 | 0.0 | 0.0 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |

表 6.15 数据 10, 11, 12 的检测结果

| ID | $\beta=35$ | | | | | | $\beta=40$ | | | | | | $\beta=45$ | | | | | |
|----|------------|-----|-----|-----|-----|------|------------|-----|-----|------|------|-----|------------|------|-----|-----|------|-----|
| | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| 10 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.05 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.55 | 0.35 | 0.0 | 0.15 | 0.75 | 0.0 | 1.0 | 0.75 | 0.0 |
| 11 | 0.2 | 0.0 | 0.0 | 0.5 | 0.0 | 0.0 | 0.95 | 0.0 | 0.0 | 1.0 | 0.2 | 0.0 | 1.0 | 0.55 | 0.0 | 1.0 | 0.65 | 0.0 |
| 12 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.0 | 0.05 | 0.0 | 0.0 | 0.05 | 0.0 | 1.0 | 0.5 | 0.0 |

表 6.16 数据 13, 14, 15 的检测结果

| ID | $\beta=35$ | | | | | | $\beta=36$ | | | | | | $\beta=40$ | | | | | |
|----|------------|-----|-----|-----|------|-----|------------|-----|-----|-----|-----|-----|------------|------|------|------|-----|-----|
| | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| 13 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.85 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1 | 0.0 | 0.1 | 0.15 | 0.15 | 0.25 | 1 | 0.0 |
| 14 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.9 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1 | 0.0 | 0.2 | 0.0 | 0.15 | 0.35 | 1 | 0.0 |
| 15 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.15 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.3 | 0.0 | 0.0 | 0.00 | 0.0 | 0.05 | 0.8 | 0.0 |

表 6.17 数据 16, 17, 18 的检测结果

| ID | $\beta=35$ | | | | | | $\beta=40$ | | | | | | $\beta=50$ | | | | | |
|----|------------|-----|-----|-----|-----|------|------------|-----|-----|-----|-----|------|------------|-----|-----|-----|-----|-----|
| | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| 16 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.35 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.6 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.7 |
| 17 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.30 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.5 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.7 |
| 18 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.25 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.35 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.6 |

主要参考文献

- [1] 周祖德,陈幼平.现代机械制造系统德监控与故障诊断.湖北:华中理工大学出版社,1999,6.
- [2] 钟秉林,黄仁.机械故障诊断学.北京:机械工业出版社,2002
- [3] 徐敏.设备故障诊断手册,西安:西安交通大学出版社,1998
- [4] 张伯霖,杨庆东,陈长年.高速切削技术及应用.北京:机械工业出版社,2003
- [5] 任建平,白恩远,王俊元,等.现代数控机床故障诊断及维修.北京:国防工业出版社,2002
- [6] 孙汉卿.数控机床维修技术.北京:机械工业出版社,2000
- [7] 吴祖育,秦鹏飞.数控机床(第三版).上海:上海科学技术出版社,2000
- [8] 黄仁,钟秉林.机械制造过程的工况监视与故障诊断.西安:西安交通大学出版社,1991
- [9] 虞和济,陈长征,张省,等.基于神经网络的智能诊断.北京:冶金工业出版社,2000
- [10] 董选明,裘丽华,王占林.机电控制系统故障诊断的回顾与望.中国机械工程,1998,9(10):63-66
- [11] 陈进.机械设备振动监测与故障诊断.上海:上海交通大学出版社,1999
- [12] 关惠玲,韩捷.设备故障诊断专家系统原理及实践.北京:机械工业出版社,2000
- [13] 徐章遂,房立清,王希武,等.故障信息诊断原理及应用.北京:国防工业出版社,2000
- [14] 王小平,曹立明.遗传算法——理论、应用与软件实现.西安:西安交通大学出版社,2002
- [15] 王正志,薄涛.进化计算.湖北:国防科技大学出版社,2000
- [16] 葛红.免疫算法综述.华南师范大学学报(自然科学版),2002,3(3),120-126
- [17] Forrest S,Perelson Alan s,Allen L,et al.Self-nonsel self discrimination in a computer. Proc IEEE symposium on Research in Security and Privacy ,Okaland,CA:1994:202-212
- [18] W Hu , A Starr, Z Zhou ,et al. An intelligent integrated system scheme for machine tool diagnostics. Int J Adv Manuf Technol ,2001,18:836-841
- [19] John E. Hunt,Denise E. Cooke. Learning using an artificial immune system. Journal of Network and Computer Application.1996,19:189-212
- [20] CHIH-CHUNG,GEE-PINN JAMES TOO. Rotating machine fault detection based on HOS and artificial neural networks. Journal of Intelligent Manufacture, 2002,13:283-293

- [21] Dasgupta D. and Forrest S.. Artificial Immune Systems in Industrial Applications. In the proceedings of the Second International Conference on Intelligent Processing and Manufacturing of Materials (IPMM), Honolulu, 1999, July 10-15.
- [22] Li Beizhi, Yang Jianguo, Yang Jiangyun, Artificial Immune system in condition monitoring and default diagnosis, The 33rd International conference on computer and Industrial Engineering. Jeju, Korea, March, 25-27, 2004.
- [23] WHu, A Starr and A Leung, A multisensor-based system for manufacturing process monitoring, in Proc Instn Mech Engrs Vol 215 Part B
- [24] A. Ishiguro, Y. Watanabe, Y. Uchikawa. Fault diagnosis of plant systems using immune networks. In Proc. 1994 IEEE Int. Conf. Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems, Oct. 1994:34-42
- [25] Sathyanath S, Sahin F. An AIS Approach to a color image classification problem in a real time industrial application. Man and cybernetics conference. 2001, 2285-2290.
- [26] 刘树林, 张嘉钟, 王日新, 等. 基于免疫系统的旋转机械在线故障诊断. 大庆石油学院学报, 2001, 25(4):69-72
- [27] Forrest S, Javornik B, Smith R. E, et al. Using genetic algorithms to explore pattern recognition in the immune system. Evolutionary Computation, 1, 191-211
- [28] Forrest S, Hofmeyr S A, Immunology as information processing[A]. In: Segel LA, Cohen I. R. Design Principles for the Immune System and Other Distributed Autonomous Systems[C]. USA: Oxford University Press, 2000
- [29] Hwa-Young Kim, Jung-Hwan Ahn. Chip disposal state monitoring in drilling using neural network based spindle motor power sensing. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2002, 42:1113-1119
- [30] 罗攀, 唐新蓬. 基于面向对象的人工免疫系统模型的多传感器融合. 机器人技术与应用, 2002, 1:22-27
- [31] 曹先彬, 刘克胜, 王煦法. 基于免疫进化规划的多层前馈网络设计. 软件学报, 1999, 10(11):1180-1184
- [32] 王磊, 潘进, 焦李成. 免疫算法. 电子学报, 2000, 28(7):74-78
- [33] 王磊, 潘进, 焦李成. 免疫规划. 计算机学报, 2000, 23(8):806-812
- [34] 刘克胜, 曹先彬, 郑浩然, 等. 基于免疫算法的 TSP 问题求解. 计算机工程, 2000, 26(1):1-2
- [35] 康中尉, 罗飞路. 基于信息融合技术的传感器系统. 传感器世界, 2002, 8:1-6
- [36] S. Vafaei, H. Rahnejat, R. Aini, Vibration monitoring of high speed spindles using spectral analysis techniques, in International Journal of Machine Tools & Manufacture 42 (2002) 1223-1234

- [37] Shuxin Gu, Jun Ni, Jingxia Yuan, Non-stationary signal analysis and transient machining process condition monitoring, in International Journal of Machine Tools & Manufacture 42 (2002) 41-51
- [38] Young-Hun Jeong, Dong-Woo Cho, Estimating cutting force from rotating and stationary feed motor currents on a milling machine, in International Journal of Machine Tools & Manufacture 42 (2002) 1559-1566
- [39] De Castro L N , Von Zuben F J. The Clonal Selection Algorithm with Engineering Applications. In Proceedings of GECCO' 00 (Workshop Proceedings), pp. 36-37
- [40] Sathyanath , Sahin. AISIMAM - An Artificial Immune System Based Intelligent Multi-Agent Model and its Application to a Mine Detection Problem. In 1st International Conference on Artificial Immune Systems (ICARIS-2002), University of Kent at Canterbury, UK, September 9th-11th, 2002.
- [41] Kayama M, Sugita Y, Morooka Y et al. Distributed diagnosis system combining the immune network and learning vector quantization. In Proceedings of IEEE 21st International Conference on Industrial Electronics and Control and Instrumentation. Orlando, USA. IEEE. 1995: 1531-1536
- [42] Watkins, Timmis. Artificial Immune Recognition System (AIRS): Revisions and Refinements. In 1st International Conference on Artificial Immune Systems (ICARIS-2002), University of Kent at Canterbury, UK, September 9th-11th, 2002.
- [43] P. D'haeseleer, S. Forrest and P. Helman. An immunological approach to change detection: algorithms, analysis, and implications. In Proceedings of the 1996 IEEE Symposium on Computer Security and Privacy, IEEE Computer Society Press, Los Alamitos, CA, pp. 110-119, 1996.
- [44] 李圣怡, 吴学忠, 范大鹏. 多传感器融合理论及在智能制造系统中的应用. 长沙: 国防科技大学出版社, 1998
- [45] 于骏一, 吴博达. 机械加工振动的诊断识别与控制. 北京: 清华大学出版社, 1994
- [46] 王时龙、张宝情、刘飞等。基于智能代理德装配生产线质量监控系统。机械工程学报, 2003, 39 (6): 145-150
- [47] 何炎祥, 陈萃萌. Agent 和多 Agent 系统的设计与应用. 湖北: 武汉大学出版社, 2001
- [48] 汤和, 徐滨宽. 机械设备的计算机辅助诊断. 天津: 天津大学出版社, 1992
- [49] 张安华. 机电设备状态监测与故障诊断技术. 西安: 西北工业大学出版社, 1995
- [50] 张贤达. 现代信号处理. 北京: 清华大学出版社, 1995

- [51] 宗孔德,胡广书.数字信号处理.北京:清华大学出版社,1988
- [52] 胡广书.数字信号处理—理论、算法与实现.北京:清华大学出版社,1997
- [53] 杨宗长.基于 COM 的 ADO 数据库技术编程.电脑编程技术与维护,2003,7:59-60
- [54] 胡晓军,邓波,高宏伟.Visual C++高级开发范例解析.北京:电子工业出版社,2002
- [55] 马明建,周长城.数据采集与处理技术.西安:西安交通大学出版社,1998
- [56] 上海凌华技术有限公司采集卡产品使用说明书.

硕士期间发表及录用的论文

- 人工免疫机理在故障诊断中的应用.东华大学学报 2004:30(1).

致谢

本文的完成是在杨建国教授，李蓓智教授和毛志敏副教授的精心指导下进行的，论文的成稿凝聚了三位导师大量的心血。他们精湛的学术造诣、渊博的知识、严谨的治学态度以及崇高的人品，不仅使我在学术上有了很大的进步，而且使我的人格得到进一步的完善。他们那诲人不倦的师德使我终生难忘。

其次，我得感谢本试验室的周天经老师，王庆霞老师，宋立波老师等。在整个课题研究及论文撰写过程中，离不开他们的大量帮助，尤其是周天经老师。谨在此向他们致以崇高的敬意！

再次，我得感谢吴文英老师，马晓建老师，师妹庞静珠，师弟张华德以及所有关心、帮助过我的老师、同学。

最后忠心感谢我的女友梅霞同学在科研及生活上给予的帮助与关心。

论文作者：杨江云

2004年2月