

# 基于免疫机理的往复压缩机气阀故障检测方法\*

刘树林

(大庆石油学院机械系 大庆 163318)

黄文虎 夏松波

(哈尔滨工业大学航天学院 哈尔滨 150001) (大庆石油管理局技术中心 大庆 163400)

陈业生

**摘要:** 气阀故障是往复压缩机最常见的故障类型之一, 由于往复压缩机的工作机理复杂, 故障样本缺乏, 难以应用常规方法对其进行有效的故障检测。为了能够准确检测气阀的各种故障, 基于生物免疫系统的反面选择机理及反面选择算法, 首先对设备故障检测问题进行了描述, 引进了设备状态空间、自己-非己空间及模糊空间的概念, 继而提出了适于往复压缩机气阀故障检测的新方法。通过对气阀常见故障的检测结果表明, 所提出的方法能够以异常度曲线的形式较好地反映出气阀的各种故障, 表明了该方法的有效性。基于免疫机理的设备故障检测方法, 是在对设备正常运行数据学习的基础上, 实现对设备的故障检测, 不需要设备运行的故障数据, 它适合对故障数据缺乏的设备进行有效的故障检测。

**关键词:** 往复压缩机 气阀 故障检测 免疫机理 算法

**中图分类号:** TP339

## 0 前言

往复压缩机由于结构复杂, 激励源较多, 振动信号中常伴有周期信号、冲击信号及随机信号等, 对其实施故障检测较困难。虽然人们已对其开展了不少研究, 但总的水平还很低, 目前尚没有一套成熟的故障检测方法及检测系统面世, 这与其在生产中的应用现状是极不相符的, 有必要加强这方面的研究, 探索适于往复压缩机故障检测的新方法<sup>[1,2]</sup>。

生物免疫系统在缺乏先验知识的情况下, 能准确地识别和记忆各种非己物质, 在自主学习过程中不断提高免疫功能, 对机体进行在线自主故障检测和健康监控。近几年来, 一些学者在尝试应用免疫智能机理来解决设备故障诊断中常规方法难以解决的某些问题<sup>[3-5]</sup>, 取得了较好的应用效果。模拟生物免疫系统的在线自主故障检测机理, 可望研究出适于设备在线故障检测的人工免疫智能模型及算法, 较好地解决故障样本缺乏(或无故障样本)设备的故障检测问题。对此, 首先从免疫系统自己-非己的概念出发, 对设备故障检测问题进行了描述, 引进了设备状态空间、自己-非

己空间及模糊空间的概念, 进而研究了用于故障检测的检测器构造方法及优化方法, 利用优化的检测器对往复压缩机气阀的常见故障进行了检测研究, 取得了较好的应用效果。所提出的故障检测方法, 不需要对故障样本进行学习, 它是在对正常样本进行学习的基础上实现设备故障检测的方法, 特别适合于故障样本缺乏(或无故障样本)设备的故障检测。

## 1 反面选择机理及反面选择算法简介

免疫系统主要由两类淋巴细胞组成, 即 B 细胞和 T 细胞, 都由骨髓产生。当检测到有抗原存在时, B 细胞将在表面产生 Y 型抗体。在 T 细胞产生过程中, 通过伪随机基因重组过程在 T 细胞表面产生检测器。然后 T 细胞进入胸腺进行检查(称为反面选择), 那些和机体自身蛋白质反应的 T 细胞被毁灭, 只有那些不破坏自身组织的 T 细胞存活, 这些成熟的 T 细胞在体内循环, 它能检测出任何非己物质, 执行免疫功能, 保护机体免受抗原的侵袭<sup>[6,7]</sup>。T 细胞的检测器能够准确的识别非己, 这也称为免疫系统的自己-非己识别。免疫系统能够通过对自己的学习, 对非己产生记忆, 并通过有限数量的检测器, 能够准确的识别和杀伤无限数量的非己, 体现了免疫系统独特的智能机理和极具鲁棒性的处理问题方法。

\* 黑龙江省自然科学基金资助项目(F01-07)。20031008 收到初稿, 20031225 收到修改稿

受生物免疫系统自己-非己识别机理的启发下, Forrest 等<sup>[8]</sup>提出了适于检测计算机病毒的编码反面选择算法。该算法与免疫系统的反面选择过程类似, 通过随机的产生检测器, 并取消那些能检测出自己的检测器, 以便保留的检测器能检测任何非己。为了使反面选择算法更具有实用性, Gonzalez 等<sup>[9,10]</sup>对检测器的概念进行了推广, 扩大了反面选择算法的应用范围。

## 2 设备故障检测问题描述

从免疫系统自己-非己识别的机理出发, 借鉴反面选择算法的基本思想<sup>[8-10]</sup>, 首先对设备故障检测问题进行描述。

定义 1 设备状态空间。设备的状态空间  $T$  可通过一特征矢量  $x^i$  表示,  $x^i = (x_1^i, x_2^i, \dots, x_n^i) \in [0, 1]^n$ 。  $x_1^i, x_2^i, \dots, x_n^i$  表示设备的  $n$  个量纲一信息参数; 上标  $i$  表示设备所有可能的状态下参数的取值, 即设备当前和过去状态下的量纲一信息参数的取值; 信息参数可以是直接测量参数, 也可以是经过预处理(如平滑等)、变换(如 FFT 变换或小波变换等)或特征提取后的结果。

设备的状态空间应该由反映设备运行模式的几个主要信息参数(可测量参数)构成, 主要信息参数的选取应根据具体的设备及测试手段而定。信息参数的整体尽可能反映设备运行模式的全貌。为了描述往复压缩机气阀的工作状态, 可选取气阀的振动信号和气缸内的压力信号作为信息参数。

以上定义反映了多参数信息融合的思想, 下面的描述都是建立在该思想的基础上。

定义 2 自己-非己空间。设备的状态空间  $T$  可通过某一阈值的限定被划分成自己空间  $S$  和非己空间  $NS$ , 且  $NS=T-S$ , 用特征函数  $x_{S-NS}$  表示自己-非己空间, 通过特征函数, 产生映射:  $[0, 1]^n \rightarrow \{0, 1\}$ , 即如下关系成立

$$x_{S-NS} = \begin{cases} 0 & x \in S \\ 1 & x \in NS \end{cases} \quad (1)$$

为了描述往复压缩机气阀的自己与非己空间, 选取经量纲一处理的振动信号时间序列  $V=(v_1, v_2, \dots, v_m)$  和气缸压力信号时间序列  $P=(p_1, p_2, \dots, p_m)$  为信息参数。充分收集气阀正常工作模式(自己)下的振动信号和压力信号, 采用加窗并移动窗口的方法获取正常模式矢量<sup>[3]</sup>。如果窗宽为  $n$ , 窗口移动步长为 1, 则提取的正常模式矩阵为

$$\begin{bmatrix} v_1 & v_2 & \dots & v_n & p_1 & p_2 & \dots & p_n \\ v_2 & v_3 & \dots & v_{n+1} & p_2 & p_3 & \dots & p_{n+1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ v_{m-n+1} & v_{m-n+2} & \dots & v_m & p_{m-n+1} & p_{m-n+2} & \dots & p_m \end{bmatrix}$$

当然, 窗口移动步长也可取其他整数值, 窗口移动步长越小, 对正常模式的描述越精确, 但相应的计算复杂性也会增加。窗口宽度的选择决定了正常模式矢量的维数, 对于实际的问题, 窗口宽度应根据信号的特点及时间序列的个数进行选择。

对设备正常工作状态数据收集得越充分, 正常模式越具有代表性。设备正常工作状态包括反映设备正常工作状态的各种数据类型, 包括各种历史数据及当前数据等。

在已知正常模式矢量的基础上, 考虑到阈值的作用, 可对自己空间与非己空间进行描述。设备状态空间  $T$  为一超立方体, 自己空间  $S$  是以各正常模式矢量点为中心, 以阈值  $r$  为半径所画的超球体所覆盖的区域<sup>[9]</sup>, 则非己空间  $NS=T-S$ 。作为一个特例, 图 1 为状态空间  $T$  是一正方形、自己空间有 5 个样本情况下的自己与非己空间表达示意图。图 1 中以 5 个样本点为中心, 以  $r$  为半径所画的 5 个圆所决定的区域为自己空间, 在正方形  $T$  内除自己空间以外的区域为非己空间。

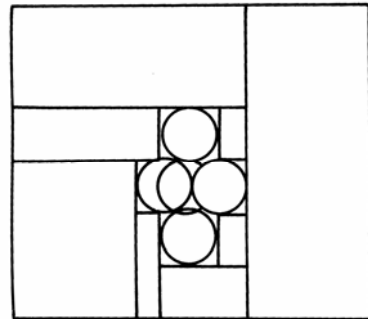


图 1 自己与非己空间表达示意图

对于超矩形体内的非己空间, 设法用尽量少的超矩形体覆盖整个非己空间, 每个超矩形体就是与非己空间匹配的检测器。设非己空间的超矩形体检测器集为  $D$ , 则检测器只与非己空间匹配, 而与自己空间不匹配<sup>[10]</sup>。如果某一模式矢量包含在某一检测器内, 则该模式为非己。在图 1 中, 用了 8 个矩形对非己空间进行了覆盖。

对于大多数设备的故障检测问题, 自己与非己不会存在严格的界限, 为此给出以下定义。

定义 3 模糊空间。通过模糊隶属度函数  $\mu_A$  将设备的状态空间  $T$  映射到模糊空间  $A$  ( $A$  的取值为  $[0, 1]$ ), 即  $\mu_A: [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ 。0 表示设备正

常, 1 表示设备异常, 0~1 之间的取值表示设备的异常度。

为了实现模糊故障检测问题, 需要对非己空间进行异常等级划分。以正常模式样本为中心, 分别再以  $r_1, r_2, \dots, r_n$  为半径作出一系列的超球, 其中,  $r < r_1 < r_2 < \dots < r_n$ , 最好等比例增加。对于每类超球, 都可以采用优化算法优化出相应的检测器集, 相邻检测器集所覆盖区域之差可清楚地反映出不同的异常区域。图 2 显示了在二维空间上两级异常分类的示意图。

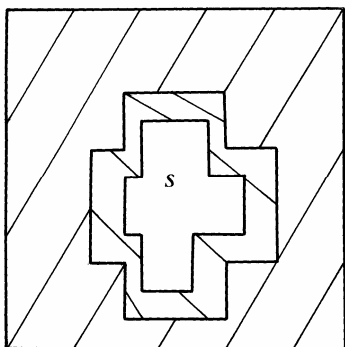


图 2 两级异常度示意图

在图 2 中, 有右剖面线的区域为超球半径为  $r$  时的检测器集所覆盖区域与超球半径为  $r_1$  时的检测器集所覆盖区域之差, 该区域为一级异常区域。有左剖面线的区域为超球半径为  $r$  时的检测器集所覆盖区域与超球半径为  $r_1$  时的检测器集所覆盖区域之交, 该区域为二级异常区域。对于多级异常检测问题, 设对应不同超球半径的检测器数量分别为  $i, j, k, \dots$ 。如果令  $C_i = x_1 \in [l_1^i, h_1^i] \cup \dots \cup x_n \in [l_n^i, h_n^i]$ , 其中  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$  为模式矢量;  $[l_1^i, h_1^i]$  表示在检测器  $d_j$  中模式矢量元素  $x_i$  的取值范围。每个检测器都是  $[0, 1]^n$  空间的超矩形体。有了以上检测器集  $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$ , 则存在以下判断准则

- $d_1$ : 如果存在条件  $C_1$ , 则为一级异常
- $d_2$ : 如果存在条件  $C_2$ , 则为一级异常
- $\vdots$
- $d_i$ : 如果存在条件  $C_i$ , 则为一级异常
- $d_{i+1}$ : 如果存在条件  $C_{i+1}$ , 则为二级异常
- $d_{i+2}$ : 如果存在条件  $C_{i+2}$ , 则为二级异常
- $\vdots$
- $d_j$ : 如果存在条件  $C_j$ , 则为二级异常
- $\vdots$

很容易看出, 一级异常检测器所覆盖区域包括二级异常检测器所覆盖区域, 二级异常检测器所覆盖区域包括三级异常检测器所覆盖区域, 依此类推。

设备的异常等级应取最大值, 因此有以下异常检测准则

$$\mu_A(x) = \max \{l | \exists d_j \in D, x \in d_j \text{ and } l \in l(d_j)\} \quad (2)$$

式中  $l(d_j)$  —— 检测器  $d_j$  的异常等级

在实际的设备故障检测过程中, 不仅要知道设备的异常度, 经常要求当设备的异常度超过某阈值  $t$  时, 需要发出报警, 实际上设备故障检测又变成了 0、1 决策问题。自己一非己可通过以下截集公式判别, 0 表示自己(正常), 1 表示非己(有故障)

$$\mu_{A,t}(x) = \begin{cases} 0 & \mu_A(x) \leq t \\ 1 & \mu_A(x) > t \end{cases} \quad (3)$$

### 3 检测器的优化

在优化超矩形体检测器时, 适应值的选择应重点考虑两方面的因素: ①超矩形体检测器不能覆盖自己空间。②减少超矩形体检测器数量, 即保证超矩形体检测器的体积尽量取最大值。为了实现以上目的, 引进以下两个函数<sup>[10]</sup>。

函数之一由以下公式定义

$$ne(d) = \{x^i \in S | x^i \in d\} \quad (4)$$

式中  $ne(d)$  —— 切割检测器  $d$  的定义自己空间的超球体数量, 也可以说是代表超球中心的自己模式矢量的数量

$x^i \in d$  —— 以  $x^i$  为中心的超球能够切割检测器  $d$

函数之二是检测器的体积  $V(d)$  函数

$$V(d) = \prod_{i=1}^n (h_i - l_i) \quad (5)$$

在优化检测器过程中, 希望  $ne(d)$  的值小, 而  $V(d)$  的值大。为此, 定义适应值函数如下

$$\text{fitness}_d = V(d) - F \times ne(d) \quad (6)$$

式中  $F$  —— 惩罚系数, 系数越大, 检测器覆盖自己空间得到的惩罚值越高

常规的遗传算法优化方法需要对个体进行编码和译码过程, 使运算速度变慢。由 Castro 等<sup>[11]</sup>所开发的基于 aiNet 网络的优化方法直接采用实值矢量作为个体, 具有优化速度快和效果好的特点, 特别适合于超矩形体检测器的优化, 所以, 采用该方法优化超矩形体检测器。相应的优化软件可从 Castro 的个人主页下载。

## 4 往复压缩机气阀故障检测实例分析

首先, 对气阀无故障工作状态(正常工作状态数据)时的振动信号和压力信号进行组合正常模式矢量的获取, 每个正常模式矢量都由 4 个振动数据和 4 个压力数据(即窗宽取 4)组成, 构成 8 维的正常模式矢量; 窗口移动步长取 2。通过对大量正常信号的模式获取, 可得到能够反映正常工作状态的模式矢量集(或称正常模式矩阵), 这些模式矢量构成了对压缩机正常工作状态的自己空间表达。

选取控制不同异常等级的超球半径  $r_1, r_2, \dots, r_l$ , 超球半径的选取与实际信号和设备的实际工况密切相关, 为了能够覆盖较小的异常和较大的异常,  $r_1$  的值应尽量小一些,  $r_l$  的值应尽量大一些, 中间几个半径的取值可采用均布的方法或根据对实际信号的分析来选取。针对气阀的故障检测问题, 选取了 10 个超球半径  $r_1, r_2, \dots, r_{10}$ , 其值分别为 0.000 1、0.001、0.01、0.05、0.1、0.2、0.3、0.4、0.5、0.8, 这 10 个超球半径将非己空间划分成的 10 个异常等级分别为 0.1、0.2、0.3、0.4、0.5、0.6、0.7、0.8、0.9 和 1.0。根据所选的超球半径按所提出的方法优化反映压缩机气阀 10 种异常等级的检测器集  $D$ 。

得到优化后的检测器集  $D$  后, 就可按照式(2)的准则对所测量的压力信号和振动信号进行检测, 能够在线的分析出气阀的异常度。图 3~5 中的三条异常度曲线分别为在线检测出的气阀三种故障情况下的异常度, 为了使曲线更为清晰, 对曲线作了平滑处理。从图中可以看出, 所提出的方法能准确的检测出气阀的三种故障状况, 分别以异常度曲线反映出来, 工作人员可通过观察具有实时性的异常度曲线了解气阀的运行状况。经过对气阀各种故障异常度曲线的分析, 还可提出根据异常度进行报警的阈值。经现场测试分析, 如果异常度阈值设为 0.2 以上, 故障检测的准确率达到 100%; 如果异常度阈值设为 0.1, 故障检测的准确率达到 80%以上。另外还发现, 异常度数值越大, 气阀的故障程度越严重, 在线检测结果证实了这一点。

为了分析误报警情况, 任意选取一段未经学习训练的正常模式数据, 对其进行异常检测, 检测结果表明异常度数值几乎接近 0, 说明该方法具有较好的鲁棒性。

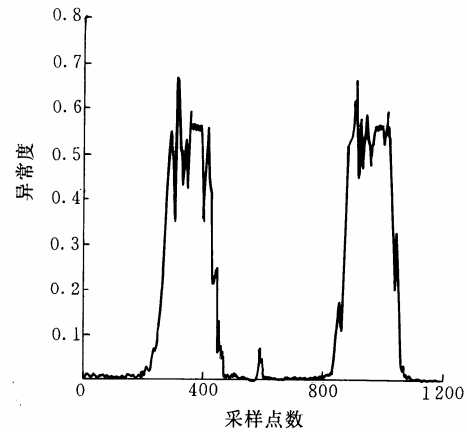


图3 缺口阀片的异常度曲线

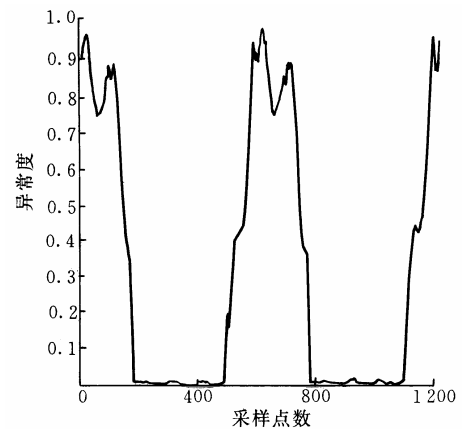


图4 断裂阀片的异常度曲线

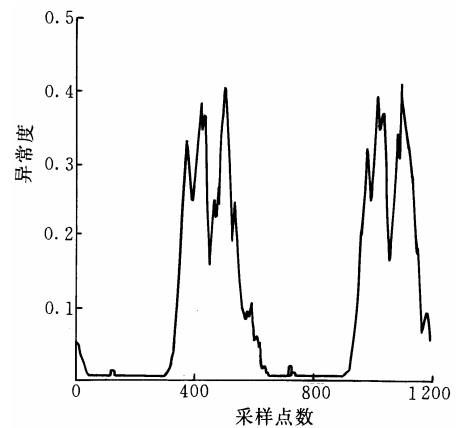


图5 弹簧损坏阀片的异常度曲线

从图 3~5 可以看出, 对气阀故障的检测结果都出现周期性的异常度, 这是由气阀自身的工作机理决定的。对于每种故障, 气阀在不同的工作时刻对故障会有不同的反应强度, 出现周期性的波动。异常度曲线的波峰能够真实地反映出气阀的异常状态, 可根据异常度的峰值设置报警阈值。异常度的时序波动能够使诊断专家更能精细地认识故障的本质。此外, 可根据异常度时序曲线峰值出现时刻的差别, 结合气阀的工作机理, 初步分析出气阀的故障类型, 使故障检测和故障诊断过程同时进行, 这是进一步准备开展的研究工作。

## 5 结 论

从免疫系统自己—非己的概念出发,对设备故障检测问题进行了描述,引进了设备状态空间、自己—非己空间及模糊空间的概念,研究了设备故障检测的新方法。通过对气阀的常见故障进行故障检测的结果表明,异常度曲线能较好地反映出气阀的各种故障,表明了所提出方法的有效性。常规的故障检测方法(如神经网络方法等),为了达到较高的故障检测准确率,需要学习大量的故障样本。对于大多数设备来说,正常数据是容易获取的,而故障数据的获取是极为困难的。由于故障样本的缺乏,使得故障检测无法进行。基于免疫机理的设备故障检测方法,是在对设备正常运行数据学习的基础上,实现对设备的故障检测,不需要设备运行的故障数据,它适合对故障数据缺乏的设备进行有效的故障检测。当然,对于所提出的方法,信息参数和异常度阈值选取的越合理,正常数据获取的越充分,故障检测的准确率就越高

### 参 考 文 献

- 1 刘卫华,郁永章. 往复压缩机故障诊断方法的研究. 压缩机技术, 2001(1): 3~5
- 2 刘树林,张嘉钟,黄文虎,等. 基于小波包与粗集的往复压缩机故障诊断方法. 压缩机技术, 2002(2): 1~3
- 3 Liu S L, Zhang J Z, Shi W G, et al. Negative-selection algorithm based approach for fault diagnosis of rotary machinery. In: Proceedings of American Control Conference. Anchorage, Alaska, USA, 2002: 3 955~3 960
- 4 刘树林,王日新,黄文虎,等. 基于反面选择算法的压缩机振动在线监测方法研究. 压缩机技术, 2001(5): 9~10
- 5 杜海峰,王孙安. 基于 ART——人工免疫网络的多级压缩机故障诊断. 机械工程学报, 2002, 38(4): 88~90
- 6 Dasgupta D, Attohokine N. Immunity based systems: A survey. In: Proceedings of the International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Orlando, FL, USA, 1997, 1: 869~874
- 7 丁永生,任立红. 人工免疫系统:理论与应用. 模式识别与人工智能, 2000, 13(1): 52~59
- 8 Forrest S, Perelson A, Allen L. Self-nonself discrimination in a computer. In: Proceedings of the IEEE Symposium on Research in Security and Privacy, Okaland, CA, USA, 1994: 202~212
- 9 Gonzalez F, Dasgupta D. Neuroimmune and self-organizing map approach to detection: A comparison. In: Proceedings of the 1st International Conference on Artificial Immune Systems. Canterbury, UK, 2002: 9~11
- 10 Gonzalez F, Dasgupta D. An immunogenetic technique to detect anomalies in network traffic. In: Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference. New York, USA, 2002: 1 081~1 088
- 11 Castro L N, Timmis J. An artificial immune network for multimodal function optimization. In: Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Honolulu, Hawaii, 2002: 699~674

## FAULT DETECTION APPROACH BASED ON IMMUNE MECHANISM FOR GAS VALVES OF RECIPROCATING COMPRESSORS

*Liu Shulin*

*(Department of Mechanical Engineering, Daqing Petroleum Institute, Daqing 163318)*

*Huang Wenhui Xia Songbo*

*(College of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)*

*Chen Yesheng*

*(Technology Centre, Daqing Petroleum Administrative Bureau, Daqing 163400)*

**Abstract:** The faults of gas valves often happen for reciprocating compressors. Because of the complex mechanism and insufficient fault samples, it is often difficult to detect the faults of gas valves effectively for common detection methods. In order to detect the faults of gas valves accurately, the abnormal detection problem to equipment is described and some terms (for example, state space of equipment, self-nonself space and fuzzy space) are introduced based on the negative selection mechanism of natural immune system and the negative selection algorithm. Consequently, the approach suit for detecting the faults of gas valves is proposed. The result of detection for the common faults of gas valves shows the approach can efficiently detect the faults of gas valves in the way of abnormality curve. This shows the approach is valid. The fault detection approach based on immune mechanism can detect the faults of equipment by learning normal data without fault data. It can efficiently detect the faults of the equipment that lacks fault data.

**Key words:** Reciprocating compressors Gas valves  
Fault detection Immune mechanism  
Algorithm

作者简介: 刘树林,男,1963年出生,博士,教授。主要从事设备智能故障诊断技术研究。

E-mail: lsl346@263.sina.com