

文章编号: 1000-8055(2008)09-1748-05

一种航空发动机性能监控的免疫神经网络模型

侯胜利¹, 王 威¹, 胡金海², 周根娜¹

(1. 徐州空军学院, 徐州 221006; 2. 空军工程大学 工程学院, 西安 710038)

摘 要: 提出了一种基于免疫神经网络的航空发动机性能监控与故障检测模型. 利用人工免疫系统的识别机理, 并结合人工神经网络, 确定发动机性能偏离正常值的程度(异常度), 实现发动机性能趋势的监控. 该方法能够灵敏、准确地反映发动机整体性能的变化情况, 提高发动机性能正常与否的识别率, 并以此来发现发动机潜在早期故障, 防止故障的扩大. 通过对某型涡扇发动机进行监控, 证明该方法确实有效.

关 键 词: 免疫神经网络; 航空发动机; 性能监控; 人工免疫系统

中图分类号: V263. 6

文献标识码: A

Immune-neural networks model of aeroengine performance monitoring

HOU Sheng-li¹, WANG Wei¹, HU Jin-hai², ZHOU Gen-na¹

(1. Xuzhou Air Force College, Xuzhou 221006, China;

2. The Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: A model for aeroengine performance monitoring and fault detection was proposed based on immune-neural networks. With immune recognition mechanism of the artificial immune system, this model was combined with artificial neural networks to attain the degrees of engine performance's abnormal state for monitoring engine performance. The approach can sensitively and accurately reflect the whole performance of the engine. Meanwhile, this method improves the rate of identifying whether the performance of the engine is normal or not, finds out the potential forepart fault of engine and prevents the spread of the fault. The validity of this method is testified by monitoring certain type of turbo-fan engine.

Key words: immune-neural networks; aeroengine; performance monitoring; artificial immune system

目前,国内外已发展了多种应用于航空发动机的性能监控与故障诊断的方法,如统计分析法、神经网络法和综合参数法^[1]. 这些方法通常需要足够的故障样本才能取得满意的监控与检测效果. 比如,综合参数法通过综合发动机多项性能参数,得到一个定量反映发动机整体性能指标的综合参数,能够对发动机整体性能进行监控. 但在采用加权法计算综合参数时,需要确定各参数对发动机整体性能的影响程度,即确定各参数的权值. 无论采用何种权值确定方法^[2-3],都需要足够多的

发动机异常和故障数据作为训练样本,否则,得到的权值的推广性较差,使加权法确定的综合参数对其它类型的故障不敏感.

近年来,人们从生物免疫系统的运行机制中获取灵感,开发面向应用的免疫系统计算模型——人工免疫系统(Artificial immune system, AIS),用于解决工程实际问题. 免疫系统是一种复杂的分布式信息处理学习系统,实践表明开发免疫系统建立 AIS 是处理工程问题的新途径^[4-5],免疫系统的许多机理所包含的丰富思想为

收稿日期: 2007-09-17; 修订日期: 2008-01-17

作者简介: 侯胜利(1977-),男,河北石家庄人,讲师,博士,研究方向为航空发动机状态监控与故障诊断.

工程问题的解决提供了新的契机. 目前研究主要集中在利用免疫机理改进其他的算法以构成新的算法,如免疫-神经网络^[6]等. 在这一交叉整合过程中诞生的新思想和新方法,把人工免疫系统的能力扩展到能应付越来越复杂的问题. 因此,本文尝试使用一种基于免疫机理的神经网络模型来进行航空发动机性能监控与故障检测.

1 免疫向量检测器

1.1 免疫识别

免疫识别是免疫系统的主要功能,同时也是 AIS 的核心之一,而识别的本质是区分“自己”和“非己”. 免疫系统的自己-非己识别机理可简单描述为:在免疫系统有一种免疫淋巴细胞称为 T 细胞,在其产生过程中,通过伪随机基因重组过程在 T 细胞表面产生检测器(抗体). 然后 T 细胞进入胸腺进行选择,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 细胞成活,这一过程称为反面选择. 这些成熟的 T 细胞通过与非己物质(抗原)的匹配来完成对非己物质(抗原)的识别,执行免疫功能,保护机体不受抗原的侵害. 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. 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,它不是依靠一个中心控制器,而是利用分散检测,实现对外来入侵的应答,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式^[7].

为了论述问题方便,给出以下定义:

定义 1 系统状态空间. 系统的状态可由特征向量 X 表示,经过标准化处理后, $X = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in [0, 1]^n$. 系统状态空间由集合 $G \subseteq [0, 1]^n$ 表示,包括了系统所有可能的状态.

定义 2 自己空间(正常空间)和非己空间(异常空间). 由系统正常状态时的特征向量组成的空间称为自己空间,用集合 $S \subseteq G$ 表示. 由系统异常或故障状态时的特征向量组成的空间称为非己空间,用集合 NS 表示,且 NS 为 S 的补集.

1.2 向量检测器

首先定义发动机的状态空间,具体步骤为:

1) 对发动机各项工作参数进行记录,这些参数分别为高压转子换算转速 n_{hcor} 、低压转子换算转速 n_{lcor} 、低压导流叶片角度 α 、高压导流叶片角度 α 、振动值 B 、滑油消耗量 ph 、涡轮后排气温度

T_4 、转差率 zcl 、尾喷口指示值 le ,共 9 个参数.

2) 根据这些单独的工作参数是否接近理想值完成发动机单项工作参数的标准化,也就是得到功效函数 $\kappa_i(t)$ ^[8]. 功效函数 $\kappa_i(t)$ 的值反映发动机工作性能的好坏,且 $0 \leq \kappa_i(t) \leq 1$,当发动机处于最佳工作状态时, $\kappa_i(t) = 1$;当发动机处于故障状态时, $\kappa_i(t) = 0$.

3) 功效函数构成反映发动机工作状态的特征向量 $X(t) = (\kappa_1(t), \kappa_2(t), \dots, \kappa_n(t))$,它是时间的函数,由此组成发动机状态空间 G .

这样,生物体中抗体对抗原的识别映射到发动机状态空间中,就是检测器与非己空间样本的匹配,检测器就是非己空间中的典型样本. 因此,通过检测器与发动机状态空间中样本的匹配程度,就可以检测出发动机工作状态是否出现异常.

检测器具有向量的形式,称为向量检测器,分布在非己空间内. 对于向量检测器 d 需要满足以下不等式

$$E(d, s) > r$$

式中 $E(\cdot)$ 表示欧式距离, s 表示自己空间的正常模式向量, r 为阈值. 正常模式向量的数量要足够多,并且之间要具有一定的离散度,尽量覆盖自己空间.

检测器的产生采用图 1 所示的免疫识别算法. 对于随机产生的检测器,通过以下学习过程将其调整到非己空间.

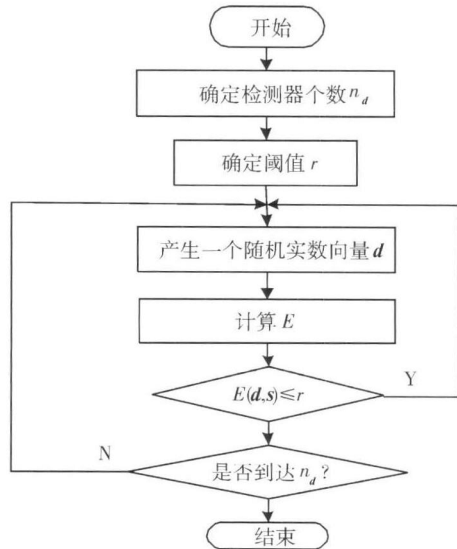


图 1 免疫识别算法流程图

Fig. 1 Flow chart of immune recognition

- 1) 规定学习步数 p ;
- 2) 对每个检测器 d ,找出与其最近邻的 k 个

正常模式向量集 N_c ;

3) 计算学习步长 Δ ,

$$\Delta = \frac{\sum_{c \in N_c} (d - c)}{k}$$

4) 按以下公式进行学习,其中 η 为学习率,

$$d = d + \eta \cdot \Delta$$

5) 在每完成一次 2 至 4 的学习步骤后,检查 d 是否满足要求,如果满足匹配规则,则 d 为有效检测器,将其加入到有效检测器集 D 中. 如果达到学习步数 p ,检测器仍不能满足要求,则去除该检测器.

在有限检测器数量的情况下,所产生的检测器在非己空间的分布越均匀,其代表性将越好,因此,在检测器的产生过程中通过以下的方法进行均布,使其有效地覆盖整个异常空间,如图 2 所示.

首先定义任意两个检测器的匹配函数如下:

$$\mu_d(d, f) = e^{-\frac{(d-f)^2}{2\sigma^2}}$$

对于新产生的检测器,除了保证与自己空间不匹配的条件外,通过以下公式进行均布调节.

$$\Delta_d = \frac{\sum_{d' \in D} \mu_d(d, d') (d - d')}{\sum_{d' \in D} \mu_d(d, d')}$$

$$d = d + \eta \cdot \Delta_d$$

式中 d 为已存在的有效检测器.

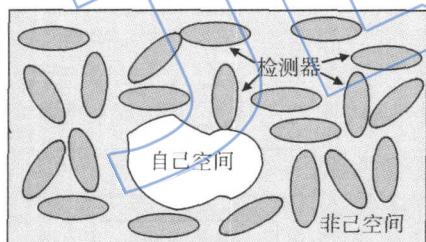


图2 向量检测器的分布示意图

Fig. 2 Distribution of vector detectors

2 免疫神经网络模型

对发动机工作状态参数的变化进行合理的建模,反映发动机整体性能的变化趋势,是准确掌握发动机健康状况,进而进行故障预示和报警的关键^[9]. 发动机工作过程中,部件性能出现异常往往是发动机出现故障的前兆,这时发动机虽然还在继续工作,但有关参数会偏离正常值,因此可通过发动机性能偏离正常值的程度(异常度),确定发动机整体性能的变化情况.

通常,发动机的正常和故障状态之间没有明显的分界线,“异常”本身就是一个模糊概念. 为

此,可以通过神经网络将发动机的状态空间 G 映射到区间 $[0, 1]$, 即 $[0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$, 这种情况下,对应的数值表示发动机正常的程度: 1 表示正常, 0 表示故障, 0~1 之间的值表示异常度, 值越小, 表示异常程度越大.

免疫神经网络 (INN) 模型由三部分组成, 首先通过功效函数将发动机的实际工作参数进行标准化预处理, 然后利用上一节中的免疫识别算法产生向量检测器 d , 最后采用神经网络建立输入与输出的映射关系. 一个 3 层的前馈神经网络具有映射任意函数的能力, 因此采用适应性强的 3 层 BP 网络, 结构参数为: 输入层节点数 $M=9$, 隐层节点数 $L=18$, 输出层节点数 $N=1$.

其中隐层和输出层的激活函数都取 $h(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$, 且隐层权值 w_{ij} 和输出层的权值 v_j 满足: $0 < w_{ij}, v_j < 1$.

由于免疫向量检测器 d 是非己空间中的典型样本, 也就是发动机状态空间中的故障样本, 在训练过程中, 让正常样本的输出为 1, 故障样本的输出为 0. 神经网络的输出反映了发动机整体性能的异常程度, 其值越小, 表示发动机的整体性能越偏离正常值. 图 3 为免疫神经网络模型的训练和监测过程示意图.

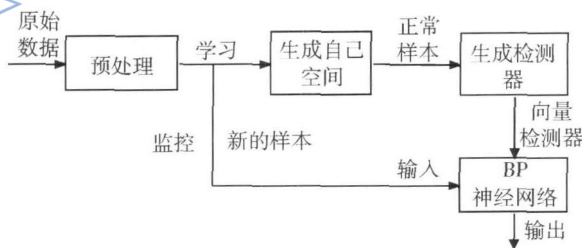


图3 免疫神经网络模型的学习和监测过程示意图

Fig. 3 Learning and monitoring process in immune neural networks

为了使神经网络的输出可以曲线形式清晰地表示出来, 采用下式进行平滑处理.

$$\bar{O}_t = \frac{\sum_{i=1}^s O_{t-i}}{s}$$

式中 s 为平滑的窗口宽度; $\bar{O}_t$ 为输出的平均值, 即平滑结果.

因此, 可以通过免疫神经网络的输出值获取发动机性能异常度, 以此作为定量反映发动机整体性能的一个参数, 实现发动机整体性能趋势的监控.

3 性能监控实例

根据以上思路和方法步骤,对某台涡扇发动机的性能趋势进行分析.首先通过发动机性能趋势分析程序的计算,可以得到其中 200 次正常工作的 9 个参数的功效函数值,以此构成自己空间中的 200 个维数为 9 的正常模式向量(正常样本).然后利用 1.2 小节中的免疫识别算法生成检测器(故障样本),检测器的数量可采用如下的经验公式^[7]确定.

$$n_d \geq 5 \sqrt{n_s} + 100$$

式中 n_d 表示检测器的个数; n_s 表示正常模式向量的个数.为了减少后面神经网络的训练量,检测器个数取经验公式确定的检测器数量的下限 200 个.

使用已有 200 个正常样本和生成的 200 个检测器样本对神经网络进行训练,训练好的神经网络就可以对该台发动机进行异常监测,以监控发动机的性能变化趋势.需要说明的是,本文的研究内容是通过发动机性能监控来检测发动机运行过程中的出现的异常,发现早期故障,以便进行排故检查,起到对潜在故障提前预报的功能,而不对故障进行隔离和识别.

实验 I:我们对该台发动机进行监测,记录了发动机工作 109 次,工作时间为 122 h 的参数值,用于进行异常监测.

首先计算各参数对应的功效函数值,作为神经网络的输入,对神经网络的输出结果采用平滑窗口宽度 $s=6$ 进行平滑处理,得到反映发动机性能异常度曲线.为了与综合参数方法进行对比,同时采用综合参数法对记录参数进行性能趋势分析,也得到了一条反映发动机性能的综合参数曲线.由这两种方法所确定的该发动机性能变化趋势如图 4(a)所示.从图 4(a)可看出,两种方法得到的性能参数值均出现过大幅下降,表明该台发动机的性能出现过明显的恶化.实际情况是该台发动机在装机工作 36 h,电子综合调节器故障,更换了电子综合调节器.图 4(a)中性能参数值大幅下降是由于在调节器故障前,调节器的有关工作参数漂移,已处于异常工作状态,故导致发动机的有关参数也偏离正常值,随着调节器参数的继续漂移,最终导致在工作到 36 h,调节器故障,性能参数也降到最低点.

实验 II:对另一台同型号的发动机进行持续监测,获取一组新的发动机工作 102 次,工作时间为 114 h 的参数值.该发动机在 69 h,出现了一个

新的故障:低压导流叶片故障(α 故障).采用异常度和综合参数来绘制发动机性能变化曲线,如图 4(b)所示.其中,综合参数采用与实验 I 相同的权值来计算.

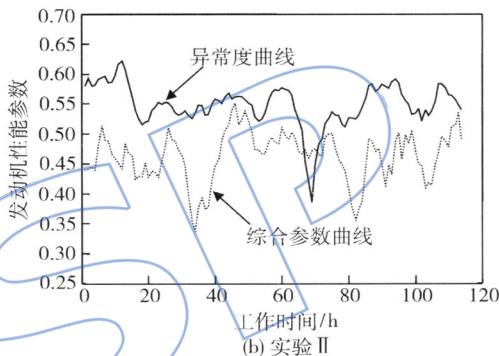
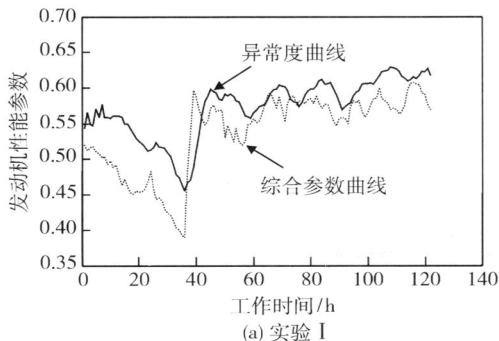


图 4 基于异常度和综合参数的发动机性能曲线

Fig. 4 Curve of aeroengine performance by abnormality value and synthetic exponent

从图 4(b)可看出,免疫神经网络给出的异常度曲线能够正确反映出发动机性能趋势的变化,在 65 h 出现了性能指标的大幅下降,表明发动机出现了异常,最终导致 69 h 出现低压导流叶片故障.然而,综合参数曲线却没有反映出这一变化趋势,而是在 33 h 和 82 h 给出了性能异常(故障)的虚警.

由表 1 可看出,在实验 I 中,两种方法所做出的结果与实际情况相符,虽然综合参数反映发动机的性能变化更为明显,异常和正常时综合参数值变化更大,但这并不能说明综合参数法比本文提出的方法有效.因为计算综合参数时,使用了这组参数中的正常样本和故障样本数据对综合参数的计算进行了优化^[2-3],因此得到的综合参数仅对训练时用到的故障类型敏感,而对于其它类型的故障或新出现的故障,其效果可能会很差,甚至检测不出故障,这可以从实验 II 中得到证实.在实验 II 中,免疫神经网络给出的异常度曲线不仅与实际情况相符,而且与综合参数法相比明显增大了

表 1 两种方法所获得的发动机性能指标之对比
Table 1 Comparison of the performance index by two methods

	实验 I		实验 II	
	综合参数法	INN	综合参数法	INN
正常时的性能参数平均值	0.563	0.592	0.458	0.564
故障时的性能参数平均值	0.382	0.451	0.457	0.379
正常与故障的性能参数差值	0.181	0.141	0.001	0.185
正常时性能参数的方差	0.004 2	0.003 5	0.006 3	0.003 7

发动机性能正常与故障时的性能指标值之差(由 0.001 提高到 0.185),且正常时的性能指标值的方差也有所减小(由 0.006 3 减小到 0.003 7)。

4 结 论

本文根据航空发动机性能监控与故障诊断的特点,利用免疫机理并结合人工神经网络,提出了一种基于免疫神经网络的航空发动机性能监控与故障检测模型.某型涡扇发动机的监控结果表明:该模型通过发动机正常数据产生检测器(异常样本),对发动机故障数据的依赖小;神经网络输出的异常度直接反映了发动机的性能状态,能够更准确、灵敏地反映发动机性能的变化趋势;通过设定报警阈值,上述方法不仅能衡量发动机性能变化的大小,还能在发动机出现故障或即将出现故障时进行预测和报警,指导机务人员进行排故检查,预防重大事故的发生.

虽然从神经网络输出的性能异常度的大幅减小可以发现发动机的故障(异常),但具体故障原因从性能异常度的变化中反映不出来,因此,下一步的工作是建立一种性能异常分析的数学模型,当发动机出现性能恶化时能够同时确定异常参数,这对于故障的快速定位与隔离非常有利.

参考文献:

[1] 谢寿生. 某型飞机发动机故障诊断与性能趋势监测研究 [D]. 西安:西北工业大学, 1998.
XIE Shousheng. Investigation on fault diagnosis and performance tendency monitoring for certain type of turbofan engine[D]. Xi 'an:Northwestern Polytechnical University , 1998. (in Chinese)

[2] 胡金海,谢寿生. 基于遗传算法的航空发动机性能监控与故障诊断[J]. 推进技术, 2003 ,24(3) :198-200.
HU Jinhai , XIE Shousheng. The performance monitoring and fault diagnoses of engines based genetic algorithm[J]. Journal of Propulsion Technology , 2003 ,24(3) :198-200.

(in Chinese)

[3] 侯胜利,胡金海,李应红. 基于混沌变量的航空发动机性能监控与故障诊断[J]. 航空动力学报, 2005 ,20(2) :314-317.
HOU Shengli , HU Jinhai , LI Yinghong. Aeroengine performance monitoring and fault diagnosis based on chaos variable[J]. Journal of Aerospace Power , 2005 ,20(2) : 314-317. (in Chinese)

[4] 侯胜利,李应红,尉询楷. 基于主元核相似度免疫机制的故障诊断方法及应用[J]. 推进技术, 2006 ,27(2) :154-157.
HOU Shengli , LI Yinghong , WEI Xunkai. Fault diagnosis based on immunity strategy with similarity measurement of principle component kernel and its application[J]. Journal of Propulsion Technology , 2006 ,27(2) :154-157. (in Chinese)

[5] 侯胜利,李应红,尉询楷. 基于免疫聚类分析的特征提取及其在发动机故障诊断中的应用[J]. 推进技术, 2006 ,27(6) :554-558.
HOU Shengli , LI Yinghong , WEI Xunkai. Feature extraction based on immune clustering analysis and its application in aeroengine fault diagnosis[J]. Journal of Propulsion Technology , 2006 ,27(6) :554-558. (in Chinese)

[6] Gonzalez F, Dasgupta D, Kozma R. Combining negative selection and classification techniques for anomaly detection[R]. Hawaii: Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation , May 2002 :705-710.

[7] Esponda F, Forrest S, Helman P. A formal framework for positive and negative detection schemes [J]. IEEE Trans. Syst. , Man, Cybern. B, Cybern. , 2004 ,34(1) : 357-373.

[8] 李珈,陶增元. 某型发动机性能衰退的统计分析和预测[J]. 航空动力学报, 1994 ,7(2) :173-176.
LI Jia , TAO Zengyuan. Statiscal analysis of aeroengine and its significance [J]. Journal of Aerospace Power , 1994 ,7(2) : 173-176. (in Chinese)

[9] Roemer M J , Nwadiogbu E O. Development of diagnostic and prognostic technologies for aerospace health management applications[R]. Munich , Germany: Paper 2001-GT-30 , ASME and IGTI Turbo Expo 2001 , February 2001.