

# 基于支持向量数据描述的某型发动机性能监控研究

于向财<sup>1</sup>, 李冬<sup>2</sup>, 谭巍<sup>1</sup>, 魏全超<sup>2</sup>, 李鹏霄<sup>2</sup>, 杨帆<sup>2</sup>

<sup>1</sup>海军航空大学, 基础学院, 山东 烟台

<sup>2</sup>91899部队, 辽宁 葫芦岛

收稿日期: 2022年5月23日; 录用日期: 2022年6月23日; 发布日期: 2022年6月30日

## 摘要

提出了某型发动机性能监控与预测分析方法。基于使用特点和结构原理, 确定了使用时间和各关键性能参数, 给出了发动机性能参数单指数的计算公式。总结出某型发动机性能监控的一般流程。首先对飞参数据进行处理, 去除掉明显相悖的数据, 进一步将特征参数输入到神经网络故障诊断模块中, 如果特征数据存在故障, 将数据输入到对应的数据库中; 若特征数据不存在故障, 进一步带入到发动机性能监控模块中, 将发动机性能参数转化为单性能指数。以单指数为基础, 利用超球体核距离的方法融合多个单指数建立定量的发动机性能监控指数。对性能指数进行相空间重构, 基于最小二乘支持向量机对融合的性能指数进行预测, 得到发动机性能指数预测值。对于判断发动机性能状况和视情维修具有一定的指导作用。

## 关键词

某型发动机, 支持向量数据描述, 性能监控, 指数融合, 故障诊断

# Research of Engine Performance Monitoring Based on Support Vector Data Description

Xiangcai Yu<sup>1</sup>, Dong Li<sup>2</sup>, Wei Tan<sup>1</sup>, Quanchao Wei<sup>2</sup>, Pengxiao Li<sup>2</sup>, Fan Yang<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Fundamental College, Naval Aeronautical University, Yantai Shandong

<sup>2</sup>The Army of Unit 91899, Huludao Liaoning

Received: May 23<sup>rd</sup>, 2022; accepted: Jun. 23<sup>rd</sup>, 2022; published: Jun. 30<sup>th</sup>, 2022

## Abstract

Performance monitoring and forecasting analysis method for x type engine was presented. Based on the operating characteristics and structural principle of an engine, the service time and key

文章引用: 于向财, 李冬, 谭巍, 魏全超, 李鹏霄, 杨帆. 基于支持向量数据描述的某型发动机性能监控研究[J]. 机械工程与技术, 2022, 11(3): 292-302. DOI: 10.12677/met.2022.113034

performance parameters were determined, and the calculation formula of single index of engine performance parameters was given. The general process of engine performance monitoring was summarized. Firstly, the flight parameter data was processed to remove the obviously inconsistent data, and then the characteristic parameters were input into the neural network fault diagnosis module. If there was a fault in the characteristic data, it was input into the corresponding database. If there was no fault in the characteristic data, it was further brought into the engine performance monitoring module to convert the single performance index. Based on the single index, a quantitative engine performance monitoring index was established by fusing multiple single indexes by using the method of hyper sphere core distance. The performance index was constructed in phase space, and the fusion index was predicted based on least squares support vector machine to obtain the performance index. It played a guiding role in judging engine performance and condition based maintenance.

## Keywords

X Type engine, Support Vector Data Description, Performance Monitoring, Index Fusion, Fault Diagnosis

Copyright © 2022 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

某型发动机是飞机的动力装置。飞机飞行多, 发动机工作时间长, 状态变化频繁, 机体承受的机械载荷和热负荷大, 工作环境恶劣, 夏季处于高温高湿的气候环境, 冬季天气干燥寒冷, 各部件易出现问题隐患。同时机务维修工作中存在不同程度的过度维护现象, 给安全飞行带来隐患。

国外很早认识了发动性能评估问题的重要性, 并进行了相关的研究。性能监控模块属于健康管理的一部分。在民用航空性能评估领域, 国外许多发动机状态监测与故障诊断系统陆续进入实用阶段。罗·罗公司的 COMPASS 系统, P & G 公司的 ECM、TEAM、MAPNET, GE 公司为发动机大修使用而设计的 TEMPER 等, 这些系统的目的在于监控发动机的性能变化和预测剩余寿命, 进而确定发动机性能指标是否超过阈值限制, 然后采取相应的维修策略[1]。这类系统有个共同的缺点, 即不能定量评估发动机的性能状况, 也不能将性能衰退定位在具体部件上。美国 P&W 公司已经开始采用 DEGT、DWF 两个参数对 PW4000 型号的发动机进行整机性能评估, 是较早的利用多参数评估发动机性能的案例[2]。国外先后开发并应用了飞机状态监测系统, 发动机监测系统、综合诊断预测系统以及综合状态评估系统等[3]。这些系统已从建立初期简单利用阈值监控发动机性能, 转变为基于知识、基于模型、基于方法的评估体系。

国内对性能评估技术研究开展的较晚, 随着人们逐渐对性能评估问题认识程度的提高, 地方高校和科研院所的许多学者相继投入到此类课题研究中。起初, 主要引入国外先进的诊断理论, 开始是故障诊断方法的学习和研究; 再次, 将学习到的或者引进的诊断方法引入到实际的故障诊断中, 指导实际中的维修工作; 最后, 以实际的故障诊断手段, 结合新的故障诊断方法和理念, 形成完整的故障诊断体系, 并研制开发出先进的故障诊断系统。南京航空航天大学的李强以研究的发动机健康管理方法为基础, 结合当前航空发动机公司发动机健康管理的实际需求, 开发了民航发动机健康评估系统。并且该系统已经成功应用于某航空公司, 实现了整合大量零散发动机信息资源、监控发动机使用、评估发动机性能、预测与控制发动机在翼寿命四种功能[4]。

本文分析了某型发动机结构和原理, 确立了反映发动机性能的关键参数。基于当前的大数据监控技术、管理系统和参数数据库, 建立发动机性能参数和使用时间对应关系表。将监控方法和发动机关键性能参数有机结合, 建立反映发动机性能的单参数指数, 基于超球体核距离方法融合多个单参数指数建立发动机性能指数监控模型(性能指数在 0~1 之间变化, 越接近 0 表征发动机性能良好, 越接近 1 表征发动机性能下降严重)。以此为基础监控发动机性能变化趋势, 判断发动机所处的性能状况。在建立的性能评估指数基础上, 对性能指数进行相空间重构, 依此作为输入参数, 基于最小二乘支持向量机的方法对融合的性能指数进行预测, 得到发动机性能指数。从而指导发动机的维护工作, 保证飞机的维护质量。

## 2. 发动机性能监控参数确定及单指数建立

判断某型发动机性能的优劣, 首先是选择反映发动机性能合适的特征参数。特征参数的选择标准要遵循两个原则。一方面选取的参数要最大限度反映发动机的性能状况、工作环境及使用时间变化, 另一方面要便于参数测量、统计和系统查询。根据发动机的结构原理分析, 确定参数 1 作为工况判别的依据; 用参数 2、参数 3 表征系统的增压能力以及散热能力; 用参数 4 表征系统的增压能力及燃料与空气混合燃烧能力; 用参数 5 表征做功输出能力; 用参数 6 和参数 7 表征使用工作环境的影响和发动机输出动力的能力; 用参数 8 表征发动机整机及部件的损耗程度。上述参数都可以由传感器直接测量或者根据统计分析或者查询得到, 基本能反映发动机系统的性能。首先基于选取的发动机性能参数计算其单指数, 后续计算采用相对量。

### 1) 参数 1 及单指数的建立

参数 1 是发动机性能的关键参数。由参数 1 判断发动机的工作状态, 最能直接表征发动机性能。由于发动机工作时参数 1 在额定状态附近较多, 参数变化比较稳定, 以近额定状态的参数均值表征发动机性能指标, 此时参数 1 单指数为 1, 其他情况认为性能下降。考虑上述因素, 建立参数 1 单指标如图 1 所示。图中的参数 1 为相对量。

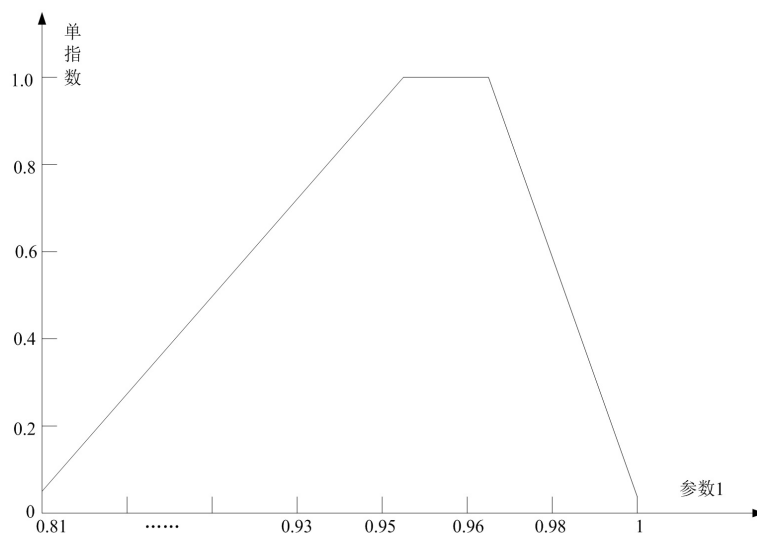


Figure 1. Single index of parameter 1

图 1. 参数 1 单指数

发动机正常工作时, 参数 1 多集中在 0.81~1。其中在 0.95~0.97 时, 单指数为 1。0.95~0.97 以外的参数 1 单指数下降。表达式如下:

当参数 1 为 0.81~0.95 时, 其单指数  $index_1 = 7.142 * (n - 0.81)$ ;

当参数 1 为 0.95~0.97 时, 其单指数  $index_1 = 1$ ;

当参数 1 为 0.97~1 时, 其单指数  $index_1 = 1 - 33.333 * (n - 0.97)$ 。

## 2) 参数 2 及单指标的建立

参数 2 是表征发动机性能的关键参数。一般来讲, 参数 2 越大, 整机及关键部件性能下降越快。在初始使用一段时间内, 单指数为 1; 由于到达发动机规定寿命, 此时单指数为 0。建立的参数 2 单指数如图 2 所示。图中的参数 2 为相对量。

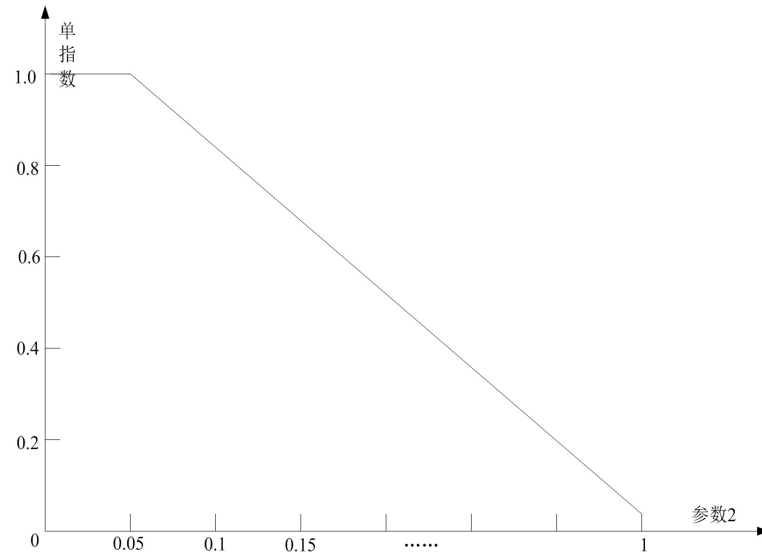


Figure 2. Single index of parameter 2  
图 2. 参数 2 单指数

参数 2 单指数表达式如下:

当参数 2 为 0~0.05 时, 其单指数为  $index_2 = 1$ ;

当参数 2 为 0.05~1 时, 其单指数为  $index_2 = 1 - 1.0526 * (t - 0.05)$ 。

## 3) 参数 3、4 及单指数的建立

大气环境是影响发动机性能的关键参数。当参数 3 为 0.4~0.6 时, 气体密度最佳, 进气量合适, 做功性能最好, 此时单指数为 1; 当参数 3 处于 0.4~0.6 以外时, 单指数依次递减。同时, 当参数 4 为 0.93~1 时, 进气量最理想, 做功效能最好, 发动机性能最佳, 单指数为 1; 其他依次递减。建立参数 3 和参数 4 单指数如图 3 和图 4 所示。图中的参数 3 和参数 4 为相对量。

参数 3 单指数如下:

当处于 0~0.4 时, 参数 3 单指数为  $index_3 = 25 * t$ ;

当处于 0.4~0.6 时, 参数 3 单指数为  $index_3 = 1$ ;

当处于 0.6~1 时, 参数 3 单指数为  $index_3 = 1 - 25 * (t - 0.6)$ ;

参数 4 单指数如下:

当处于 0.23~0.93 时, 参数 4 单指数为  $index_4 = 1.428 * (p - 0.23)$ ;

当处于 0.93~1 时, 参数 4 单指数为  $index_4 = 1$ 。

基于同样原理, 得到参数 5、参数 6、参数 7 和参数 8 单指数计算公式。

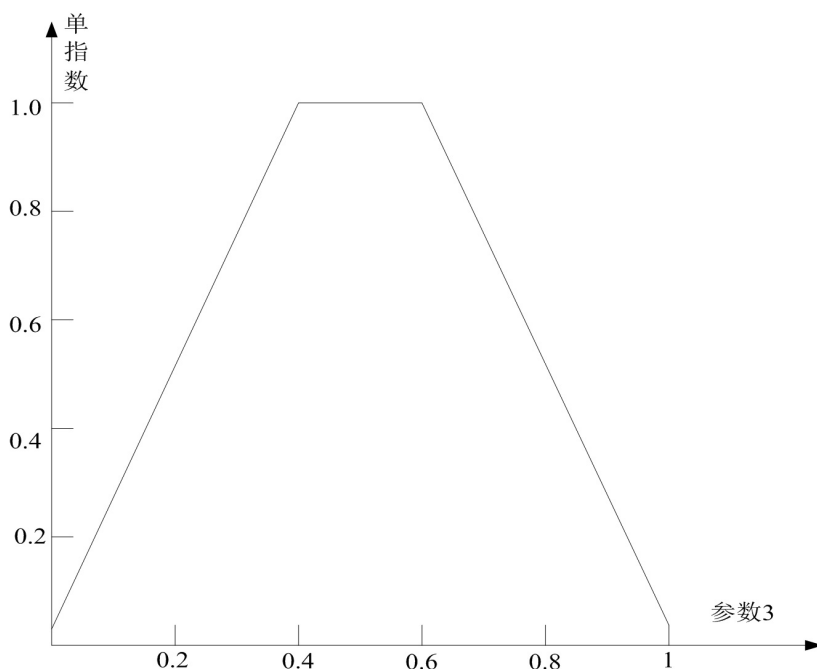


Figure 3. Single index of parameter 3

图 3. 参数 3 单指数

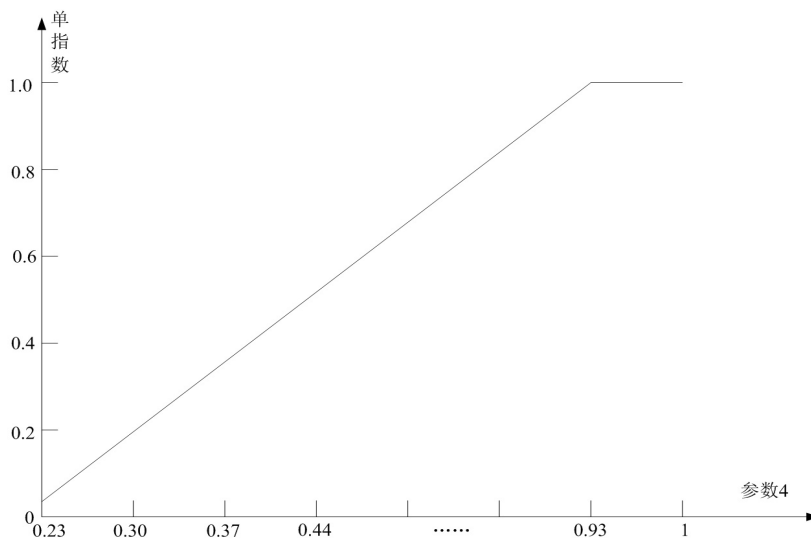


Figure 4. Single index of parameter 4

图 4. 参数 4 单指数

### 3. 性能监控理论基础

#### 1) 故障诊断神经网络模型

在获取的某型发动机故障特征数据与故障模式的基础上，利用 BP 神经网络方法建立发动机特征数据和故障模式的映射关系库。诊断模型由输入层，输出层和隐层组成。输入信号首先向前传播到隐层节点，经过作用函数后，再把隐含点的输入信号传到输出层节点，最后得到输出结果。其结构模型如图 5 所示。

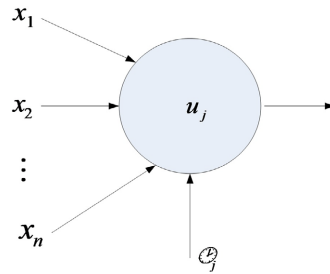


Figure 5. Model of BP neural network  
图 5. BP 神经网络元模型

图 5 中： $u_j$ ——神经元的内部状态；

$\theta_j$ ——控制神经元的偏移量；

$x_j$ ——来自其他神经元的输入信息， $t=1,2,\dots,n$ 。

$T_{ij}$ ——第  $i$  个神经元与第  $j$  个神经元连接的权值；

$S_j$ ——表示外部输入信号；

$Y_j$ ——该神经元的输出信号。

神经元的输入/输出可以表示为：

$$\sigma_j = \sum_{i=1}^n T_{ij}x_i + S_j + \theta_j \quad (1)$$

$$Y_j = f(\sigma_j) \quad (2)$$

BP 网络在正向传播过程中，输入信息从输入层经隐层逐层处理，并传向输出层，每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。如果输出层的输出与规定输出不一致，则转入反向输出，将误差信号变小。经过反复循环，当误差信号小于允许误差时，学习过程就结束。具体计算结构如图 6 所示。

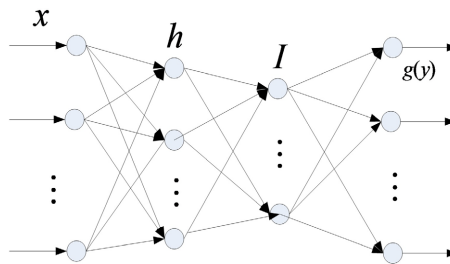


Figure 6. Chart of BP neural network algorithm  
图 6. BP 网络算法示意图

## 2) 支持向量数据描述算法

在支持向量数据描述算法基础上，基于大数据分析方法和飞参数据库平台，应用超球体核距离将某型发动机上述建立的多个参数单指数转化为整机性能指数，用此指数评估发动机性能的方法。性能下降越严重的样本，离超球体中心的核距离越大，这样就可以用发动机性能指数表征发动机性能变化。图 7 给出二维特征空间中的超球体示意图。

在特征空间中寻找超球体应满足如下关系：

$$\min R^2 + C \sum_i \xi_i \quad (3)$$

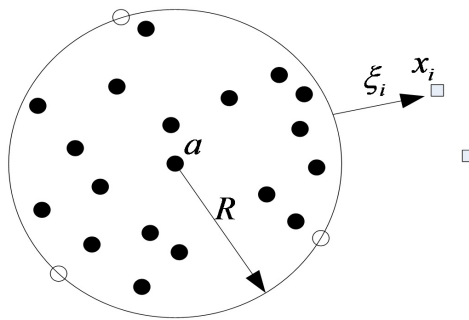


Figure 7. Hyper sphere kernel distance in 2-d space  
图 7. 二维空间中的超球体核距离

约束条件:

$$\|x_i - a\|^2 \leq R^2, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

式(3)、(4)中,  $R$ 、 $a$  为超球体半径及球心,  $C$  为惩罚因子,  $x_i$  为发动机各性能参数单指标,  $\xi_i \geq 0$  为松弛因子,  $\alpha_i$  为拉格朗日乘子。引入超球体核距离  $\varepsilon$ , 则测试样本  $z_k$  到  $a$  的核距离  $\varepsilon_k$  为

$$\varepsilon_k = R_k^2 = k(z_k, z_k) - 2 \sum_i \alpha_i' k(z_k \cdot x_i) + \sum_{i,j} \alpha_i' \alpha_j' k(x_i \cdot x_j) \quad (5)$$

其中:  $k()$  为核函数,  $\alpha_i' = y_i \alpha_i$  ( $y_i$  为类标, 性能正常数据类标为 1, 性能下降数据类标为 -1),  $R^2$  取目标样本支持向量对应的平均值。依据式(5)计算与超球体中心的核距离, 进而判断发动机的性能状况。

### 3) 粒子群优化算法

在基于支持向量数据描述算法中, 惩罚因子  $C$ 、核函数参数  $\sigma$  是性能指数的关键参数, 将得到的性能指数限定在 0~1 范围内。传统算法相关参数的选取, 多是基于某种准则单独获取, 或是采取不断试凑的方法, 这样既花费大量时间, 又割裂了各参数之间的关联性, 效果未必达到最佳。基于此, 在基本粒子群算法基础上, 采用以下两种改进措施, 优化参数组合  $z = [C, \sigma]$ , 加快参数收敛速度, 结合支持向量数据描述算法上, 保证整机性能指数在 0~1 范围内, 更好的表示发动机性能状况。

#### 改进 1: 带邻域的 PSO 算法

在带邻域的 PSO 算法中, 改进后的速度更新公式为

$$v_i^{t+1} = w \cdot v_i^t + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_i^t - z_i^t) + c_2 \cdot r_2 \cdot (p_{gn}^t - z_i^t) \quad (6)$$

式(6)中,  $w$  为惯性权重,  $c_1$ 、 $c_2$  为学习因子, 且  $c_1 = c_2 = 2$ ,  $r_1$ 、 $r_2 \in \text{rand}(0,1)$ ,  $t$  为代数,  $p_i^t$  为当前代为止, 第  $i$  个粒子经历的最好位置;  $p_{gn}^t$  为子群体中粒子所经历的最好位置。

#### 改进 2: 带“被动聚集压力”的 PSO 算法

其速度更新公式为:

$$v_i^{t+1} = w \cdot v_i^t + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_i^t - z_i^t) + c_2 \cdot r_2 \cdot (p_g^t - z_i^t) + c_3 \cdot r_3 \cdot (p_r^t - z_i^t) \quad (7)$$

式(7)中,  $c_3$  为被动聚集压力因子,  $c_3 = 2$ ,  $p_r^t$  为粒子群中随机选择的一个粒子,  $p_g^t$  为当前代为止粒子所经历的最好位置,  $r_3 \in \text{rand}(0,1)$ 。

## 4. 发动机性能监控流程与实例

### 1) 性能监控流程

在数据库中, 选取飞机有代表性的飞参数据, 采集使用一段时间后的发动机性能数据, 依此作为性

能监控的数据基础。其中，发动机在初始一段使用时间内，各参数处于理想范围，认为性能指数为 0；在寿命末期，虽然经过几次翻修，性能得到一定程度的恢复，但各参数已偏离正常状态，此时性能指数认为是 1。确定的性能评估流程如图 8 所示：

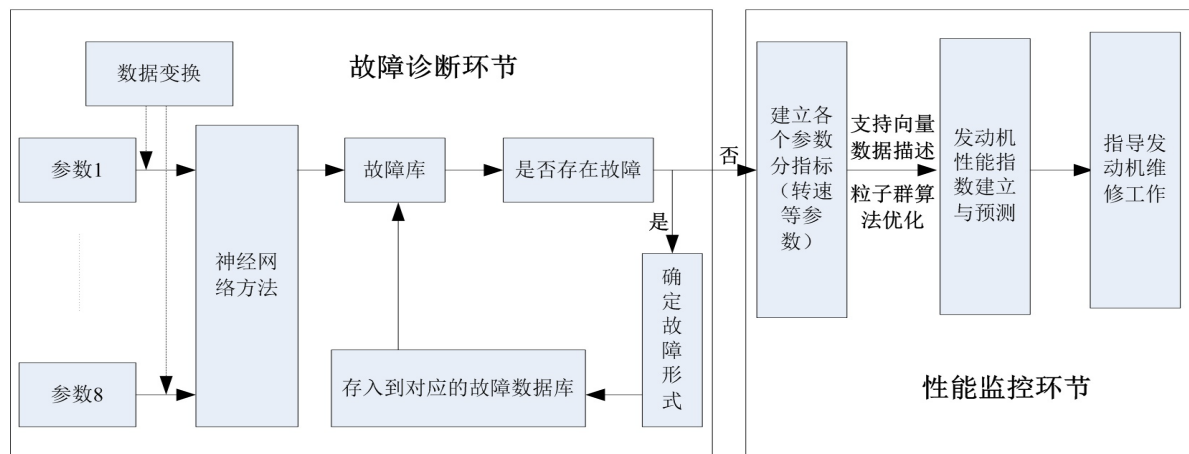


Figure 8. Performance monitoring flowchart of x type engine  
图 8. 某型发动机性能监控流程

首先进入故障诊断环节。对飞参数据进行处理，去除掉明显相悖的数据，输入反映发动机性能的 8 维数据，带入到神经网络模型中去，确定是否存在故障；如果有故障，利用神经网络模型确定故障部位和模式，并将故障数据输入到对应的故障库内，完善数据库；如果不存在故障，进入发动机性能监控环节。利用上面建立的性能单指数计算式计算各个参数的分指数，基于支持向量描述算法，依据超球体核距离确定整机性能指数，并利用粒子群算法将性能指数限制在 0~1 之间，并利用最小二乘支持向量算法进行预测分析。利用建立好的性能指数监控发动机性能变化，指导维护工作。

## 2) 性能监控实例

基于管理系统，结合发动机使用履历信息，得到使用时间和对应的关键性能参数关系表。作为后续发动机性能监控的数据基础。以某发动机为例，查看使用时间和性能参数关系表，调出相应的飞参数据。每间隔一段时间提取一段飞参数据，求其平均值作为评估发动机性能的数据基础。利用支持向量数据描述算法，对发动机的性能进行综合研判，同时结合粒子群优化算法，将最后得到的性能数据限定在[0, 1]范围内。将数据带入到神经网络模型中去，确定是否存在故障；如果有故障，利用神经网络模型确定故障部位和模式，同时将数据样本存入到故障库中去，不断完善故障库；如果不存在故障，进入发动机性能监控环节。如图 9 所示。

利用上面建立的分指标计算式得到各个参数的分指标，基于支持向量描述方法和粒子群优化算法，依据超球体核距离确定发动机性能。以某发动机为例，经过计算得到发动机性能指数，如图 10 所示。

其中，图 10 为某台发动机在 0~1 内的性能指标。可以看出使用时间在 0.8 以内，性能下降较快；剩下的时间段内，性能下降比较平稳。主要因为使用前期，使用较多，发动机工作时间长且状态变换频繁，机体承受的热载荷和机械负荷较大，各个部件间磨损加重，使用环境夏天炎热潮湿，冬天寒冷干燥，对发动机性能影响较大，因此性能下降较快；到使用后期，维修检查工作更为合理，各部件磨合良好，性能保持较好。应用同样的方法，监控同批次另一台发动机，此台发动机未到规定寿命。得到的性能指数如图 11 所示。



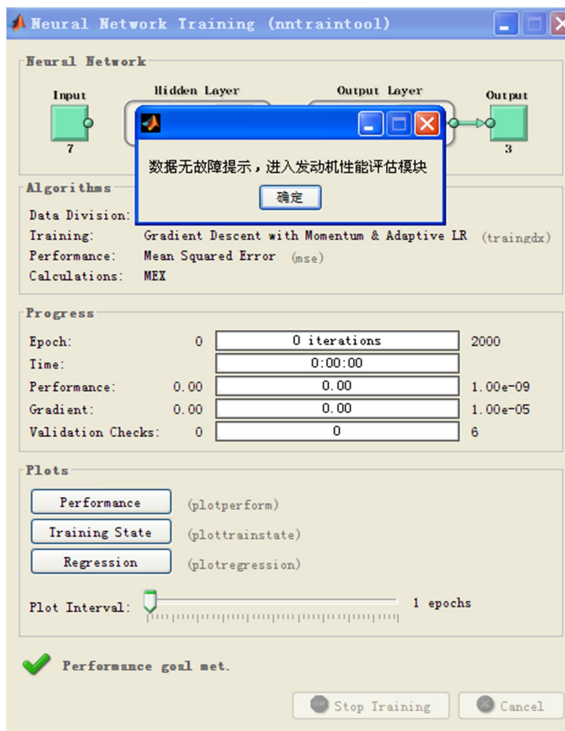


Figure 9. Model of performance monitoring  
图 9. 性能监控模块

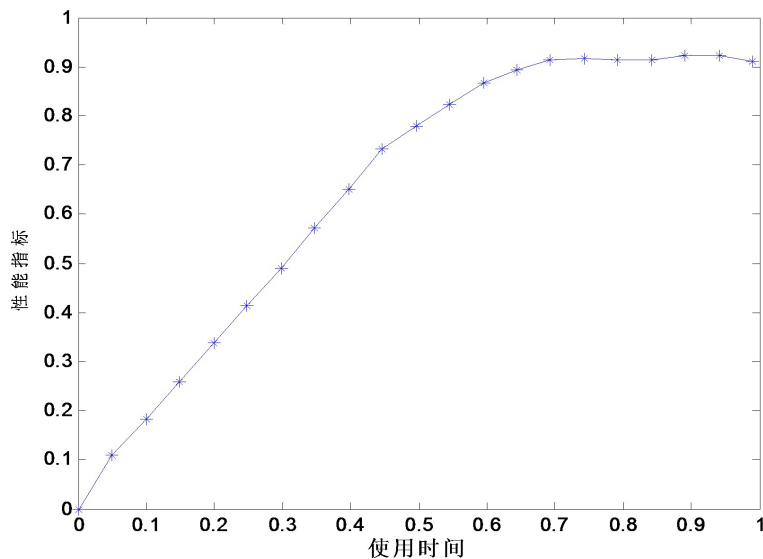


Figure 10. Engine performance index  
图 10. 发动机性能指数

图 10 和图 11 的性能指数曲线走势大体一致, 基本反映了同批次发动机性能变化趋势。在本文监控算法设定的尺度上, 前面时间段性能指数下降较快, 后面时间段性能指数趋于平稳。如果某一时间点的性能指数突然下降, 往往预示着故障, 注意检查发动机相关部件。

基于相空间重构方法[5]和 LS-SVR 预测模型[6] [7]对发动机性能指数进行预测。引入回归移动的思想,

即用新预测值置于数列首部，删除数列中最后一个数据，保持数列长度不变。利用此 LS~SVR 模型预测下一个值。其他值的预测依此类推。采用等时间长度进行一步预测性能指数。首先对性能指标进行相空间重构，见式(8)。其中，计算得到  $h=3, \tau=2$ 。预测结果如图 12。

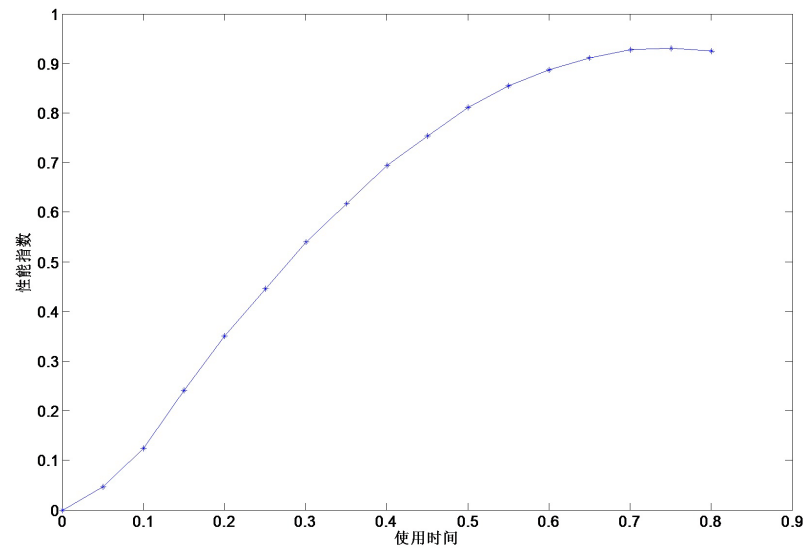


Figure 11. Engine performance index

图 11. 发动机性能指数

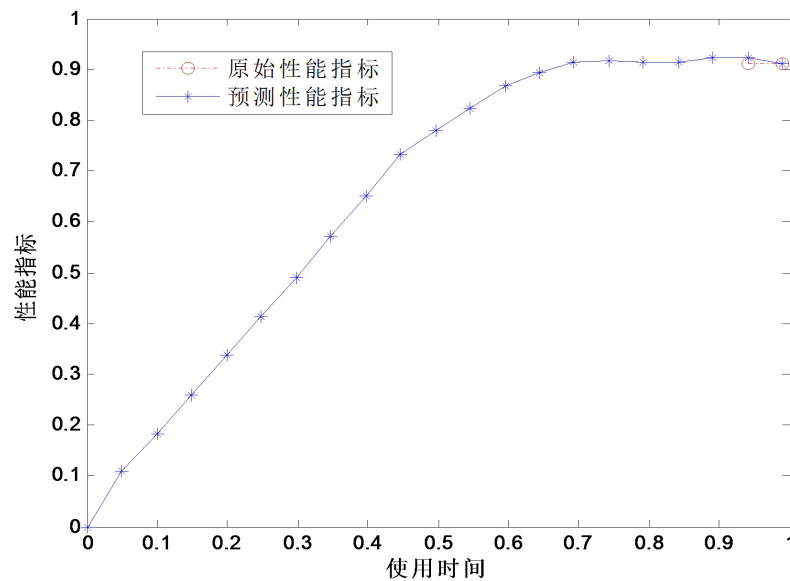


Figure 12. Predicted performance index

图 12. 预测的性能指数

$$X = \begin{bmatrix} 0.1082 & 0.4936 & 0.8732 \\ 0.2616 & 0.7391 & 0.9175 \\ 0.4936 & 0.8732 & 0.9129 \\ 0.7391 & 0.9175 & 0.9264 \end{bmatrix}, Y = \begin{bmatrix} 0.9175 \\ 0.9129 \\ 0.9264 \\ 0.9223 \end{bmatrix} \quad (8)$$

由图 12 可知,性能指数预测值与实际值十分接近,误差分别为 1.37%和 0.04%,均在 1.5%以内。由此可见建立的预测方法是十分有效的。预测方法都是以相对平稳的趋势进行预测的,如果预测值与计算值误差过大,当预测值与实际值的差值超过一定阈值后(这里认为超过 5%),往往提示故障,注意检查和维修发动机各个部件。同时基于发动机性能指数指导维修工作。

## 5. 全文总结

本文依据某型发动机的结构原理,融合反映发动机性能的 8 个关键参数单指数,基于超球体核距离融合的方法建立发动机性能监控指数,较好的反映发动机性能。得到的主要结论如下:

1) 确定某型发动机性能参数,建立了性能参数单指数,给出了发动机性能监控流程,对发动机性能进行监控。利用大数据分析得到的发动机指数能够很好的表征发动机性能状况,当发动机使用时间到寿时,性能指数超过 0.9,与实际相符。

2) 以发动机性能指数为基础,对性能指数进行相空间矩阵,带入到 LS~SVR 模型中对性能指数一步预测,误差在 1.5%以内。当预测值与实际值的差超过一定阈值后(这里认为 5%),往往提示故障,注意检查各个部件。为发动机性能评估和趋势预测提供了依据。

## 参考文献

- [1] 彭云飞. 航空发动机状态参数处理技术及其应用研究[D]: [硕士学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2009.
- [2] 高峰, 曲建岭, 嵇绍康, 等. 基于飞参数据的航空发动机综合性能评估方法[J]. 计测技术, 2019, 39(3): 14-19.
- [3] Nickerson, B. and Lally, R. (2001) Department of a Smart Wireless Networkable Sensor for Aircraft Engine Health Management. 2001 *IEEE Aerospace Conference Proceedings (Cat. No.01TH8542)*, Big Sky, MT, USA, 10-17 March 2001, 3255-3262.
- [4] 李强. 民航发动机健康管理技术与方法研究[D]: [硕士学位论文]. 南京: 南京航空航天大学, 2007.
- [5] 尉询凯, 李应红. 基于支持向量机的时间序列预测模型分析与应用[J]. 系统工程与电子技术. 2007, 27(3): 529-532.
- [6] 孙静, 郭叙成. 基于支持向量机的混杂数据过程控制[J]. 动力系统与控制, 2022, 11(1): 1-10.
- [7] 戴林超, 吴琳丽, 赵海娜, 等. 基于最小二乘支持向量机的故障预测法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2009, 40(1): 253-257.