

基于聚类和多尺度优化的超球体核距离评估的 航空发动机性能衰退^{*}

李 冬¹, 李本威², 王永华^{1,2}, 赵 凯¹

(1. 海军航空工程学院 研究生管理大队, 山东 烟台 264001;

2. 海军航空工程学院 飞行器工程系, 山东 烟台 264001)

摘 要: 针对发动机性能评估参数存在多重共线性且数量过多的问题, 提出一种依据类间方差和距离判别的聚类方法。将相似个体化为一类, 并取类中均值作为分析对象, 大大减少了参数维数; 在支持向量数据描述 (Support Vector Data Description) 算法基础上, 引入超球体核距离度量, 将多参数转化为单参数, 解决了参数过多相互矛盾的问题。特征空间上一点与超球体中心的距离表征发动机的性能衰退程度, 并给出了性能开始衰退与性能明显恶化的阈值曲线。考虑聚类后类中参数对发动机性能评估的贡献不同, 提出基于改进粒子群算法优化多尺度核函数参数和惩罚因子 C 。仿真结果表明: 考虑了多尺度参数后, 发动机性能状况较单尺度参数能更好的符合实际使用情况。聚类后多尺度参数与原参数的评估结果基本一致。

关键词: 聚类; 多尺度参数优化; 超球体核距离; 性能衰退; 改进粒子群算法

中图分类号: V235.13 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-4055 (2013) 07-0977-07

Aeroengine Performance Deterioration Evaluation Using Clustering and Multi-Scaling Optimal Hyper Sphere Kernel Distance Assessment

LI Dong¹, LI Ben-wei², WAN Yong-hua^{1,2}, ZHAO Kai¹

(1. Graduate Students' Brigade, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China;

2. Department of Aero-craft Engineering, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China)

Abstract: Aiming at repeated linearity and excessiveness of engine performance evaluating parameter, a cluster method according to variation and distance judgement was presented. Similar individuals were grouped, mean of every group was adopted as analysis objective, which reduced dimension greatly. On the basis of Support Vector Data Description, hyper sphere kernel distance metric was introduced while multi-parameter was converted to single parameter, and contradiction leaded by parameter overfull was settled. Distance between a point in the character space and core of hyper sphere denotes performance deterioration. Valve curve of beginning deterioration and worsening was obtained. Considering contribution of parameter after clustering to performance evaluation, multi-scaling kernel parameter and punish coefficient C are optimized by improved Particle Swarm Optimization algorithm. Results indicate that engine performance can be consistent to factual condition after considering multi-scaling parameter. Evaluating results of multi-scaling parameter after clustering are consistent with original parameter.

* 收稿日期: 2013-01-09; 修订日期: 2013-03-19。

基金项目: 国家自然科学基金青年基金 (61102167)。

作者简介: 李 冬 (1984—), 男, 博士生, 研究领域为航空发动机性能衰退、评估与预测。

E-mail: happyli.dong@163.com

Key words: Cluster; Multi-scaling parameter optimization; Hyper sphere kernel distance; Performance deterioration; Improved particle swarm optimization

1 引 言

依据发动机性能监测参数,对航空发动机实施有效、连续、准确的状态监控及故障诊断,是准确评估发动机性能、判断发动机故障与否、开展视情维修以及减小维修成本、延长发动机使用寿命的重要保证。文献[1]基于神经网络模型预测发动机的性能状况,以尾喷口燃气温度裕度(EGTM)作为表征发动机性能下降程度的标志,但 EGTM 只作为发动机性能下降的一个方面,不能全面表征发动机整机性能状况。文献[2]基于多指标模糊信息熵的方法,将多个参数化为单参数,对发动机进行性能排序,能够及时了解发动机性能衰减程度和梯次差异。但模糊等价聚类中参数阈值需依据主观选取。文献[3]利用模糊数学的模糊聚类原理,选取适当的影响因子,建立了航空发动机性能综合评判模型,对所考查的航空发动机在多个试验工况下的试验数据进行了聚类分析,能够很好的解决航空发动机性能评判问题。但存在模型较为简单的缺点。文献[4,5]利用综合加权法计算表征发动机整体性能的综合指数,利用该指数监控发动机性能状况,成功的预测了发动机的早期故障。

但综合指数存在三个方面的不足:一是要有足够多的性能衰退样本和故障样本,才能得到泛化性强的参数权值;否则得到的权值不具备推广性,泛化能力差,但故障数据在实际中很难得到。二是不能给出发动机出现故障的警戒值,并且综合指数中包含多种参数,各种参数中可能存在多重共线性,容易产生矛盾。三是综合指数是所有参数的线性组合,会丢失性能参数的非线性成分,而非线性成分可能携带性能衰退的重要信息。文献[6]将原始参数通过核模式变换到特征空间中,在特征空间中建立性能参数统计量,以此分析发动机的性能状况,准确的诊断出发动机故障。但统计分析同样需要大量样本,并且预警阈值是在一定置信度下成立的,统计量并不能表明发动机的性能变化趋势。文献[7]采用粗糙核距离度量方法评估复杂装备的健康状态,取得了不错的效果。但未考虑测量偏差的影响,由于偏差的存在,使得测量参数不能准确反映复杂装备的性能状况,且对随机噪声也有很强的敏感性。文献[8,9]针对单参数信息量不足和多参数容易矛盾的缺点,综合多种参数信息,

以信息融合的方式,能够较准确的评估发动机所处的状态。文献[10]考虑到航空发动机本身及影响因素的复杂性,从研究复杂系统的角度出发建立了基于 De Wijs 分形理论的航空发动机推力衰退模型,在此基础上对航空发动机的推力衰退规律进行分析和研究。

文章针对如上问题,首先将评估发动机性能的多种参数进行聚类,将相似个体(同时考虑几何距离相似和形态相似两个指标)归为一类,大大减少参数维数。以类中参数均值取代各类中所有参数作为分析对象,解决了参数过多并且共线性的问题。鉴于支持向量数据描述算法的稀疏性,本身不需要大量数据。以此为基础,利用粒子群算法优化选取多尺度核参数以及惩罚因子,突出不同输入参数识别性能下降的能力。将参数通过核模式映射到特征空间中,在特征空间中构建核距离,即特征空间中一点到核中心的距离,完成由多参数到单参数的转换,依此表征发动机的性能衰退程度,而核模式变换能提取出发动机性能下降的非线性信息,同时给出了发动机性能开始下降以及明显恶化的阈值。与原参数评估结果相比,证明了本文所提方法的有效性。

2 聚类分析

聚类分析又称为群分析,是对多个样本进行定量分类的一种多元统计分析方法^[11]。文献[6]利用 15 个参数的综合指数评估发动机性能,这些参数存在多重共线性,评估时往往会带来矛盾。因此利用聚类方法化简原始参数不失为一种好办法。传统的聚类判别标准是基于几何平均距离。由于各参数的量纲不一致,给分析问题带来不便。因此首先对原始数据归一化处理,如式(1)、(2)所示。

$$x(i) = \frac{x(i) - \min(x(i))}{\max(x(i)) - \min(x(i))} \quad (1)$$

$$x(i) = \frac{\max(x(i)) - x(i)}{\max(x(i)) - \min(x(i))} \quad (2)$$

为了使样本参数具有相同的变化趋势,对参数采用式(1)或者式(2)进行归一化。其中,式(1)对应效益型数据类型,式(2)对应成本型数据类型。

考察 n 维样本空间上的两个数据样本 $\mathbf{x}_1 = [x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n}]$ 和 $\mathbf{x}_2 = [x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2n}]$, 其欧式平均距离

$d(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2)$ 为

$$d(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{1i} - x_{2i})^2} \quad (3)$$

式(3)只是表示几何平均距离的相近性,并不能充分保证时间序列形态或轮廓的相似性^[12]。为此本文引入形态相似的概念^[12],首先对样本 $\mathbf{x}_1$ 和 $\mathbf{x}_2$ 进行对应点的差分计算,得到两个样本数据序列间的差分序列

$$\text{diff} = [\text{diff}_1, \text{diff}_2, \dots, \text{diff}_n]$$

式中 $\text{diff}_i = x_{1i} - x_{2i}$ 。 diff_i 表示两样本之间的变化差异,再将差分序列转换成标准差指标来判断,即

$$s(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) = \sigma(\text{diff}) = \left[\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\text{diff}_i - \overline{\text{diff}})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (4)$$

式(4)中 $s(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2)$ 为样本形态相似性, diff_i 为差分序列的各元素, $\overline{\text{diff}}$ 为差分序列的平均值,即

$$\overline{\text{diff}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{diff}_i \quad (5)$$

文献[13]指出两个样本只有满足形态相似性和距离相似性,即 $d(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) < \zeta$ 并且 $s(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) < \eta$ 时,才可归为一类。这里不单独考虑两个定量指标,而将两个指标进行融合,提出一个新的距离指标 ds ,利用新的距离指标作为参数聚类的评判标准。

$$ds(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) = \alpha_1 d(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) + \alpha_2 s(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) \quad (6)$$

式中

$$\alpha_1 = \frac{d(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2)}{d(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) + s(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2)}$$

$$\alpha_2 = \frac{s(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2)}{d(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) + s(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2)}$$

本文所提聚类算法描述如下:

(1) 分析样本中参数相关性^[13], 确定聚类数目

N 。

(2) 将第1种样本单独作为一类。

(3) 除去第1类中样本外,利用式(6),计算其余样本与第1类中样本中心的 ds ,取其 ds 最大值对应的样本单独作为一类,聚类次数加1。

(4) 除去前两种样本外,利用式(6)计算其余样本与前2类中样本中心的 ds ,取其和最大值所对应的样本作为一类,聚类次数加1。

(5) 依次重复,直到满足聚类数目 N 为止。

(6) 依次计算各剩余样本与确定的各类中心(取类中样本的平均值)的 ds ;取其 ds 最小者对应的类别,即为样本所属的类别。

3 基于超球体核距离判别的发动机性能衰退

将表征发动机性能的参数聚类后,化简了参数维数,同时相似个体化为一类,减小参数间的重线性。由于类中各参数具有相似性,取其类中均值作为新的分析对象。文献[14]利用主成分分析方法评估发动机的性能状况,但主成分分析是一种线性变换,不能准确提取出发动机性能的非线性成分。文献[11]提出基于统计分析的故障检测方法,较好的诊断出早期故障。但统计分析需要大量数据样本,同时不能指明性能变化情况。本文在支持向量数据描述^[15,16]算法基础上,提出应用超球体核距离将多参数转化为单参数,评估发动机性能的方法。由于支持向量机算法具有稀疏性,本身不需要大量训练数据,这就为应用较少样本评估发动机性能变化成为可能。其基本思想为:寻找到最小超球体,并通过最小化该超球体使所有目标样本点(本文指性能未衰退点)尽可能包围在超球体中,而非目标数据(指性能退化点)包含在超球体外。同时性能衰退越严重的样本,离超球体中心的距离越大。图1给出二维特征空间中的超球体示意图。

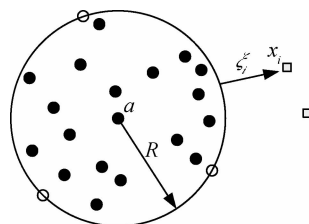


Fig. 1 Hyper sphere in 2-D space

在特征空间中寻找超球体应满足如下关系

$$\min R^2 + C \sum_i \xi_i \quad (7)$$

约束条件

$$\|x_i - a\|^2 \leq R^2, i = 1, 2, \dots, n \quad (8)$$

式(7)、(8)中, R 、 a 为超球体半径及球心, C 为惩罚因子, x_i 为样本点, $\xi_i \geq 0$ 为松弛因子。引入拉格朗日乘子 α_i 、 r_i , 上述优化问题可转化为 Lagrange 极值问题,即

$$L(R, a, \xi, \alpha, r) = R^2 + C \sum_i \xi_i - \sum_i r_i \xi_i - \sum_i \alpha_i \{ R^2 + \xi_i - (x_i \cdot x_i - 2a \cdot x_i + a \cdot a) \} \quad (9)$$

$$\alpha_i \geq 0, r_i \geq 0$$

式(9)对 R 、 a 、 r_i 求偏导,该优化问题最终可转化为如下问题

$$L = \sum_i \alpha_i k(x_i \cdot x_i) - \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j k(x_i \cdot x_j) \quad (10)$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C$$

利用二次规划算法求解该问题,即可得到最优超球体。上述针对只存在目标数据的情况,增加非目标数据,其推导过程同上,并且可以提高计算精度^[16]。

引入超球体核距离 ε , 则测试样本 z_k 的核距离 ε_k 为

$$\varepsilon_k = R_k^2 = k(z_k, z_k) - 2 \sum_i \alpha'_i k(z_k \cdot x_i) + \sum_{i,j} \alpha'_i \alpha'_j k(x_i \cdot x_j) \quad (11)$$

式中 $k(\cdot)$ 为核函数, $\alpha'_i = y_i \alpha_i$ (y_i 为类标, 目标样本类标为 1, 非目标样本类标为 -1)。依据式(11)计算的核距离, 进而判断发动机的性能状况。

4 基于多尺度优化的超球体核距离性能评估

样本参数聚类后, 消除了参数之间的共线性。但不同参数对性能下降程度的贡献程度是不同的。传统的支持向量机中, 核参数选取相同的尺度参数(单尺度参数), 就有可能使次要乃至冗余特征主导核函数在计算中占据主导作用。因此有必要优选核参数, 突出不同参数对性能下降识别的能力, 使评估效果更接近实际。本文以径向核函数进行计算

$$k(x_i, z_i) = \exp(-\sum_j (x_{ij} - z_{ij})^2 / \gamma) \quad (12)$$

引入多尺度参数后, 相应增加对性能衰退贡献大参数的权重, 削弱对性能衰退贡献小参数的权重; 使计算更加合理。此外, 惩罚因子 C 起到控制对错分样本惩罚程度的作用, 以实现错分样本的比例和算法复杂程度的折中, 因此有必要对其优化。

鉴于粒子群算法具有很强的全局优化能力, 能较快的收敛于可接受解, 控制参数少, 算法简单, 效率高的特点^[17], 本文采用粒子群算法对参数组 $q = [\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_k, C]$ (k 为多尺度参数个数) 进行寻优。为此提出两种粒子群算法的改进措施。其一, 通过引入限制因子 χ ^[18,19], 可以显著的减小粒子运动的振幅, 有效的避免了无效的迭代, 因而加快了收敛。其第 d 维 ($1 \leq d \leq D$) 速度和位置公式描述如下

$$v_{id} = \chi(v_{id} + c_1 \cdot \text{rand}() \cdot (p_{id} - q_{id}) + c_2 \cdot \text{rand}() \cdot (p_{gd} - q_{id})) \quad (13)$$

式(13)中, $\chi = \frac{2\kappa}{2 - \phi - \sqrt{\phi^2 - 4\phi}}$ 为限制因子,

$\phi > 4$, $\phi = c_1 + c_2$, $\kappa = 1$ 。 c_1 和 c_2 为加速因子, 这里取 2, $\text{rand}()$ 为 (0, 1) 之间的随机数, p_i 为第 i 个粒子经历的最好位置, p_g 为整个粒子群所经历的最好位置。

其二, 引入自适应惯性调整策略。调整的思想是当粒子的适应度值增加时, 减小惯性权重, 反之则减小。调整惯性权重的公式如下

$$w_i^t = \frac{1}{1 + e^{\frac{-(\text{Fitness}_i^t - \text{Fitness}_i^{t-1})}{\text{Fitness}_i^{t-1}}}} \quad (14)$$

式(14)中, w_i^t 为第 i 个粒子在第 t 次迭代时的权重, Fitness_i^t 表示第 i 个粒子在第 t 次迭代时的适应度值。

选取的优化准则函数^[5]为

$$f = \frac{\sigma_n(ds) + \sigma_{ab}(ds)}{u_{ab}(ds) - u_n(ds)} \quad (15)$$

式(15)中, $\sigma_n(ds)$, $u_n(ds)$ 和 $\sigma_{ab}(ds)$, $u_{ab}(ds)$ 为发动机性能开始衰退以及明显恶化对应样本的方差以及平均值。构造此准则, 可见 f 值越小, 核距离越能灵敏的反应发动机性能正常与否, 该系统也就越合理。

5 实例验证

某发动机投入使用一段时间后, 其性能逐渐下降, 经过日常保养维护后, 性能得到改善, 因此在很长一段时间内性能呈波动状改变。但随着使用时间的延长, 性能还是呈现衰退加快的趋势。由于实际监测数据样本有限, 文章利用仿真数据以及实际测试数据对本文提出的方法进行实例分析和验证。

该发动机约在第 84 样本点性能出现故障, 但在此前一段时间, 相关参数已经开始出现漂移迹象。在 87 样本点采取了相应的维修措施, 更换了故障部件, 性能得到恢复。本文选取在高度为 0, 马赫数一定的 15 个参数评估发动机的性能状况, 分别为: 高压转子换算转速 n_h , 低压转子换算转速 n_l , 风扇出口总压 p_2 , 风扇出口总温 T_2 , 压气机出口总温 T_3 , 压气机出口总压 p_3 , 涡轮后排气温度 T_6 , 尾喷口面积 A_8 , 滑油消耗量 fc_1 , 推力 F , 燃油消耗率 fc_2 , 风扇流量 m_1 , 压气机流量 m_2 , 风扇效率 eff_1 , 压气机效率 eff_2 。其中, 高压转子换算转速 n_h , 低压转子换算转速 n_l , 风扇出口总压 p_2 , 风扇出口总温 T_2 , 压气机出口总温 T_3 , 压气机出口总压 p_3 , 涡轮后排气温度 T_6 , 尾喷口面积 A_8 , 滑油消耗量 fc_1 是通过传感器测试得到的, 其他相关参数可通过实测数据基于发动机自适应模型计算得到的^[20-22]。首先对参数按照式(1)、(2)进行归一化处理, 进而将多参数转化为单参数(超球体核距离), 评估发动机的性能状况。

5.1 发动机性能参数聚类分析

基于第 1 节所提的聚类方法,同时考虑了距离相似度和形状相似度两个因素,将相似样本归为一类。原始参数中存在冗余,聚类方法能将冗余个体划为一类,并类中参数取其均值作为输入参数。首先经过参数相关性分析,确定聚类数 $N=6$ 。最终分类结果为:第一类:高压转子换算转速、低压转子换算转速;第二类:风扇出口总压、风扇出口总温、压气机出口总温、压气机出口总压;第三类:涡轮后排气温度、尾喷口面积、滑油消耗量;第四类:推力、耗油率;第五类:风扇流量、压气机流量;第六类:风扇效率、压气机效率。

5.2 发动机多尺度参数优化的性能评估

依据第 2 节建立的超球体核距离,评估发动机的性能状况。其中,在建立超球体核距离过程中,采用目标数据(性能正常数据)和非目标数据(性能衰退数据)两种形式。利用第 3 节的多尺度核参数优化算法,基于改进粒子群算法优选原始、多尺度和单尺度支持向量机核函数中的参数,其中,粒子群算法中迭代次数为 100,种群规模为 10,并且适应度值越大,系统越合理。得到的结果见表 1 和表 2。

风扇效率和高压压气机效率直接影响着发动机

性能,对应的核函数宽度最小(参数在分母位置),识别发动机性能衰退的能力强,并且同为核心机增压部件,两个参数聚为一类;而涡轮后排气温度、尾喷口面积、滑油消耗量相对识别性能衰退能力最弱,且都为实测参数值,尾喷口面积特征识别性能下降的能力最弱,将这几个参数聚为一类。定性分析与实际分类结果一致,证明本文分类方法是可行的。

基于表 1 和表 2 得到的优化参数,进一步得到表征发动机性能变化的超球体核距离。如图 2 和图 3 所示。

由图 2 可知,原始参数和聚类后参数优化后得到的核距离变化趋势基本一致,则说明了聚类方法并没有改变原参数的实际意义。同时可以看出,核距离越接近 1,表明特征空间上的一点离核中心的距离越大,发动机性能衰退越严重。在 63 时间点以前,核距离呈现波动上升状态,究其根源是发动机每当使用一阶段后,便进入维修保养状态,使其性能得到部分恢复,如此往复,便出现波动状态。在第 84 样本点,核距离突变,说明此时性能出现故障,后经过 3 个时间点,性能得到恢复。实际上在性能突变前,核距离已明显变大,预示着性能不断恶化。分析图 3 可知,单

Table 1 Multi-scaling parameter optimal results of original inputs

Original parameter	n_h	n_1	p_2	T_2	T_3	p_3	T_6	A_8	C
γ	0.7921	0.8168	0.9761	0.8768	0.8531	0.7921	0.8168	1.4261	
Original parameter	fc_1	m_1	m_2	F	fc_2	eff_1	eff_2		1.3608
γ	1.3710	0.8168	0.7921	0.8168	0.7921	0.7921	0.7921		

Table 2 Multi-scaling and single-scaling parameter optimal results after clustering

Single-scaling parameter	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4	Cluster 5	Cluster 6	C
γ	0.1226	0.1226	0.1226	0.1226	0.1226	0.1226	1.2076
Multi-scaling parameter	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 5	Cluster 5	Cluster 6	C
γ	0.8168	1.3710	1.4261	0.9761	0.8531	0.7921	1.3608

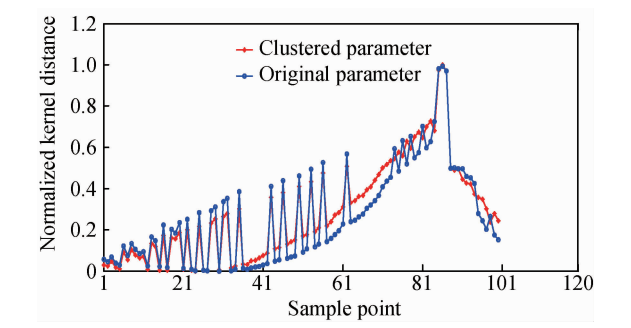


Fig. 2 Normalized hyper sphere kernel distance optimized by multi-scaling around clustering

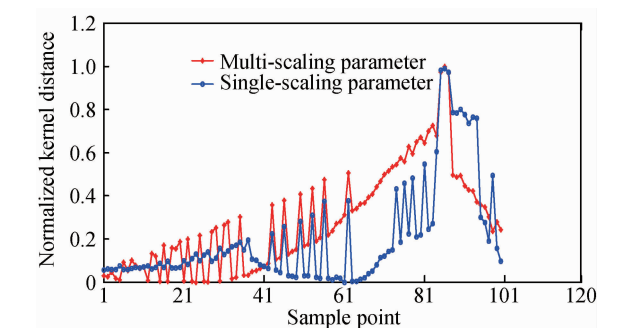


Fig. 3 Normalized hyper sphere kernel distance optimized by single-scaling and multi-scaling after clustering

参数优化得到的核距离在中间样本点,核距离呈现下降趋势;并且在最后样本点,核距离下降趋势不明显。因此单参数优化不能较好的反映发动机实际使用情况。

5.3 与性能综合指数法对比分析

利用超球体核距离表征发动机性能衰退,在高度为 0,马赫数为定值的情况下,根据此发动机实际使用情况及分析,取其前 10 个点中的核距离最大值作为性能开始衰退的标志,80 点附近(即传感器相关数据开始漂移)的核距离作为性能恶化的标志,将对应的样本数据(即表 1 的数据形式)带入到式(11)中,得到性能开始下降以及性能明显恶化的阈值。结果如图 4 所示。

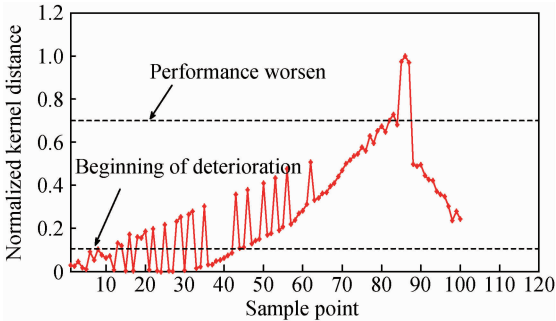


Fig. 4 Valve of performance beginning deterioration and worsen

分析图 4 可知,性能开始衰退以及明显恶化阈值表明了发动机所处的性能等级。其中,图 5 是应用综合指数法得到的发动机性能综合指数^[5]。表 3 为对应各分指标的权系数。对比图 4 和图 5 的结果,虽然综合指数诊断出在 84 时间点性能突变,但过分夸大了之前时间段的性能恢复程度,并且开始时刻性能未衰退,但图 5 表明性能已下降,因此不能很好的表明发动机的性能状况。究其根源在于综合指数是线性变换,而性能参数中包含着非线性成分,非线性成分

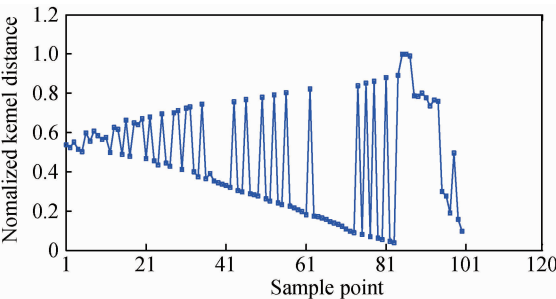


Fig. 5 Synthetic index of engine performance deterioration

中往往包含重要的性能衰退信息,线性变换不能有效提取。而核距离是基于非线性变换基础上的,能有效挖掘和提取出发动机性能衰退中的关键信息,更准确的描述出发动机的性能变化情况。

Table 3 Weight of performance synthetic index

Cluster	1	2	3	4	5	6
Index coefficient	0.0694	0.0233	0.1560	0.0103	0.9114	0.0295

6 结 论

通过核函数将多个输入参数映射到特征空间中,建立超球体核距离,基于此距离提取发动机性能衰退中非线性成分,较好评估了发动机的性能状况。得到的主要结论如下:

(1)考虑了距离相似性和形状相似性两个指标的聚类,能有效的将相似参数归为一类,以类中均值作为分析对象,化简了参数维数,同时消除了参数之间的共线性。

(2)采用了超球体核距离评判发动机性能状况,并增加了非目标数据(性能下降数据)形式,将多参数转化为单参数,能够准确反映发动机的性能变化趋势,提取出反映发动机性能变化的非线性成分,明确给出了发动机性能开始衰退和恶化的阈值。

(3)基于改进粒子群算法优化多尺度参数及惩罚因子,增强对发动机性能衰退识别能力强的核参数,削弱识别能力差的核参数,使所得的结果更为合理。

致 谢:感谢杨欣毅博士在论文撰写中给予的帮助。

参考文献:

[1] 张 营,左洪福,任淑红,等. 一种航空发动机性能衰退预测的优化算法[J]. 中国机械工程, 2011, 22(9): 1009-1013.

[2] 张海军,左洪福,梁 剑. 航空发动机多指标模糊信息熵的性能排序研究[J]. 应用科学学报, 2006, 24(3): 288-392.

[3] 邹葆华. 航空发动机性能综合评判模型[J]. 航空发动机, 2008, 34(2): 10-12.

[4] 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 Jin-hai, XIE Shou-sheng. Performance Monitoring and Fault Diagnosis of Aeroengine Based Genetic Algorithm[J]. Journal of Propulsion Technology, 2003, 24(3): 198- 200.)

[5] 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.
- [6] 胡金海, 谢寿生, 陈卫, 等. 基于核函数主元分析的航空发动机故障检测方法[J]. 推进技术, 2008, 29(1): 79-83. (HU Jin-hai, XIE Shou-sheng, CHEN Wei, et al. An Aeroengine Fault Detection Method Based on Kernel Principal Component Analysis[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2008, 29(1): 79-83.)
- [7] 张亮, 张凤鸣, 杜纯. 复杂装备健康状态评估的粗糙核距离度量方法[J]. 计算机工程与设计, 2009, 30(18): 4269-4271.
- [8] 崔晓飞, 蒋科艺, 王永华. 基于贝叶斯信息融合的航空发动机健康状态评估方法研究[J]. 燃气涡轮试验与研究, 2009, 22(4): 39-42.
- [9] Tony Boutros, Ming Liang. Mechanical Fault Detection Using Fuzzy Index Fusion[J]. *Machine Tools and Manufacture*, 2007, (3): 1702-1714.
- [10] 于锦禄, 何立明, 孙冬. 基于分形理论的航空发动机推力性能衰退规律[J]. 航空动力学报, 2010, 25(10): 2302-2306.
- [11] 司守奎, 孙玺菁. 数学建模算法与应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2011.
- [12] 李桂林, 陈晓云. 关于聚类分析中相似度的讨论[J]. 计算机工程与应用, 2004, 31(1): 64-66.
- [13] 张智晟, 孙雅明, 张世英, 等. 基于数据挖掘多层次细节分解的负荷序列聚类分析[J]. 电网技术, 2006, 30(2): 51-56.
- [14] 曹惠玲, 牛军, 涂讯来, 等. 一种基于主成分分析法的发动机性能评估方法[J]. 中国民航大学学报, 2011, 29(6): 8-11.
- [15] 李凌均, 张周锁, 何正嘉. 基于支持向量数据描述的机械故障诊断研究[J]. 西安交通大学学报, 2003, 37(9): 910-913.
- [16] 罗自英, 徐刚. 基于SVDD故障诊断方法中的非目标数据[J]. 自动化仪表, 2008, 29(6): 12-14.
- [17] 杨欣毅, 刘剑锋, 张强, 等. 粒子群算法求解航空发动机模型的应用[J]. 航空计算技术, 2007, 37(6): 39-41.
- [18] Naka S, Genji T, Yura T, et al. A Hybrid Particle Swarm Optimization for Distribution State Estimation[J]. *IEEE Transaction Power Systems*, 2003, 18(1): 60-68.
- [19] 张强. 基于粒子群算法的X型涡扇发动机最优加速控制规律研究[D]. 烟台: 海军航空工程学院, 2008.
- [20] 尹大伟. 某型发动机模型修正研究[D]. 烟台: 海军航空工程学院, 2007.
- [21] 黄向华, 丁毅. 基于几何模式识别的发动机传感器故障诊断[J]. 航空学报, 2006, 27(6): 1018-1022.
- [22] Mathioudakis K, Kamboukos Ph, Stamatis A. Turbofan Performance Deterioration Tracking Using Nonlinear Models and Optimization Techniques[J]. *ASME Laboratory of Thermal Turbomachines*, 2002, 124: 580-587.

(编辑: 张荣莉)