

基于相似理论的航空发动机风扇转速 换算方法的改进

夏存江¹, 王 聃²

- (1. 中国民用航空飞行学院 航空发动机维修培训中心, 四川 广汉 618307;
2. 中国民用航空飞行学院 航空工程学院, 四川 广汉 618307)

摘 要: 基于相似理论提出一种通过变指数因子计算航空发动机风扇换算转速的改进方法. 收集不同公司的某型航空发动机的巡航数据建立数据样本. 采用支持向量回归机方法建立指数因子与大气温度的数学模型并利用遗传算法对模型参数进行寻优, 进而得到由风扇指示转速和大气温度计算风扇换算转速的变指数因子模型. 使用该模型对样本数据进行计算, 并把结果与定指数因子方法求解的风扇换算转速进行对比, 对改进算法与定指数法换算结果进行了误差分析. 结果表明: 改进后的变指数因子模型计算的航空发动机风扇换算转速具有更高的精度, 同时具有良好的推广泛化性能, 该方法为航空发动机风扇换算转速的一种有效算法, 在航空发动机性能预测也具有实际的指导意义.

关 键 词: 航空发动机; 风扇转速换算; 相似理论; 支持向量回归机; 遗传算法; 变指数因子

中图分类号: V263.4⁺7; TP311.132.4

文献标志码: A

Improved correction methods of aircraft engine fan speed based on similarity theory

XIA Cun-jiang¹, WANG Dan²

- (1. Aero Engine Maintenance Training Center,
Civil Aviation Flight University of China, Guanghan Sichuan 618307, China;
2. Aviation Engineering Institute,
Civil Aviation Flight University of China, Guanghan Sichuan 618307, China)

Abstract: One improved correction method of aircraft engines fan speed by variable index factor was proposed based on the similarity theory. The cruise data of an aircraft engine from different airlines were collected to build the data sample. Method of support vector regression machine was used to establish the model of index factor and atmosphere temperature, and the model parameters were optimized based on genetic algorithm. The variable index factor model, consisting of indicated fan speed and atmosphere temperature, was set up to calculate the corrected fan speed. The model was applied by sample data, and the results were compared with those by fixed index factor method, then the error analysis was drawn through the calculation results of two methods. The result indicates that aircraft engine corrected fan speed has higher accuracy through the method of variable index factor and the model has good generalization performance, so it is an effective approach for computing aircraft engine corrected fan speed, providing a practical guidance for the aircraft engine

performance prediction.

Key words: aircraft engine; fan speed correction; similarity theory; support vector regression machine; genetic algorithm; variable index factor

航空发动机(下文简称发动机)是一种高度精密的机械,作为飞机的“心脏”,其健康状态直接关系到飞机的飞行安全.采用先进的发动机状态监控方法,及时监测到不正常的趋势漂移及其程度,对消除飞行安全隐患具有重大意义,也是实现发动机视情维修的重要措施之一^[1-2].

发动机的基线方程是实施状态监控的基础,也是评价机群发动机健康状态的重要参照系.它是发动机性能参数与控制量之间的函数关系,发动机的性能参数是直接测量得到的.飞机在实际飞行过程中,每次飞行的高度和温度不同,导致发动机工作条件随机变化,得到的性能参数测量值无法直接进行比较,为了准确地分析发动机的性能,在对发动机基线建模时,需要对参数测量值进行换算^[3-4],即将性能参数换算到国际标准大气状态下进行比较,国际标准大气条件下海平面的压力和温度为:海平面处标准状态下大气的绝对温度 $t_0=15\text{ }^{\circ}\text{C}$;海平面处标准状态下大气的绝对压力 $p_0=1.0133\times10^5\text{ Pa}$.

目前,有很多文献资料对参数换算模型进行了研究,文献[5]中给出了发动机状态参数测量值的换算模型,该模型是一个简单明确的定指数公式;文献[6]中,采用高斯牛顿迭代法进行模型中未知参数的回归求解,求得的模型也是一个定指数的模型,而不同型号的发动机和同一型号不同工作状态的发动机应该具有不同的指数值.

本文以民用航空某主力型号发动机为例,基于相似理论建立一套有效的准确的变指数因子换算方法.

1 基于相似理论的传统算法

发动机参数换算是基于相似理论进行的^[5],发动机在工作状态相似时的重要性质如下:

- 1) 各截面(i)上同名物理量的比值保持不变,即 $p_i/p_0=\text{const}$, $(273.15+t_i)/(273.15+t_0)=\text{const}$;
- 2) 各截面(i)上的飞行马赫数和部件的效率不变,即 $Ma_i=\text{const}$, $\eta_i=\text{const}$;
- 3) 由以上两个性质推导的一些物理量的组

合参数不变,这些有量纲的相似参数有低压转子转速相似参数、高压转子转速相似参数、空气质量流量相似参数、单位推力相似参数、推力相似参数、燃油消耗率相似参数以及燃油消耗量相似参数.

由于发动机基线方程是基于风扇换算转速 $N_{1\text{cor}}$ 的变化趋势,建立发动机的状态参数(如排气温度、燃油质量流量、高压转子转速)与其他控制量(高度、飞行马赫数、大气温度、引气情况)的函数关系^[7].因此在发动机状态监控的基线建模中,发动机的风扇换算转速 $N_{1\text{cor}}$ 的计算至关重要,如果 $N_{1\text{cor}}$ 不准确则会造成基线的不准确,从而使监控方法的有效性和可靠性受到很大的影响^[8-10].

根据发动机工作状态相似的性质,可以推导出发动机转速的相似参数,将发动机转速 N 写成 Ma_{u_1} 的函数:

$$N = \frac{60u_1}{\pi D_1} = \frac{60}{\pi D_1} Ma_{u_1} a_1 = \frac{60}{\pi D_1} \lambda_{u_1} a_{\text{cr}} = \frac{60}{\pi D_1} \lambda_{u_1} \sqrt{\frac{2\kappa R(273.15+t_2)}{\kappa+1}} \quad (1)$$

式中 u_1 为第 1 级压气机工作叶轮进口切线速度; D_1 为发动机第 1 级压气机工作叶轮进口平均直径; a_1 为当地声速; a_{cr} 为临界声速; λ_{u_1} 为速度系数; κ 为等熵指数; R 为气体常数; t_2 为大气总温.

当发动机处于相似状态下工作时, $Ma_{u_1}(\lambda_{u_1})$ 等于常数,于是发动机转速的相似参数为 $N/\sqrt{t_2}$.如上所述,在对发动机基线建模时,需要将发动机转速换算到国际标准大气状态下进行比较,此条件下的相似参数称为换算参数,用下标“cor”表示.基于发动机转速相似参数得到换算参数为

$$N_{\text{cor}} = \frac{N}{\sqrt{\frac{273.15+t_2}{288.15}}} \quad (2)$$

为了方便计算表达,定义 θ

$$\theta = \frac{273.15+t_2}{288.15} \quad (3)$$

式(2)变为

$$N_{\text{cor}} = \frac{N}{\theta^{0.5}} \quad (4)$$

这是一种理想的相似理论下的近似模型. 表 1 列举了 10 组数据利用式(4)计算的结果, 由此发现定指数因子(α)计算出的发动机风扇换算转速误差较大, 对式(4)需要进行优化改进后才能更好地使用.

表 1 $\alpha=0.5$ 时 $N_{1\text{cor}}$ 误差分析

Table 1 Error analysis of $N_{1\text{cor}}$ when $\alpha=0.5$

厂家系统的 $N_{1\text{cor}}/(\text{r/min})$	$\alpha=0.5$ 时计算的 $N_{1\text{cor}}/(\text{r/min})$	$N_{1\text{cor}}$ 绝对 误差/ (r/min)
4 065.066 0	4 045.880 8	-19.185 2
4 120.335 0	4 101.134 2	-19.200 8
4 169.187 0	4 150.203 3	-18.983 7
4 216.020 7	4 197.980 0	-18.040 7
4 311.654 7	4 294.676 1	-16.978 6
4 411.739 2	4 396.381 6	-15.357 6
4 558.450 5	4 543.185 7	-15.264 8
4 689.533 2	4 675.111 7	-14.421 5
4 582.669 5	4 567.761 3	-14.908 1
4 494.487 5	4 479.515 7	-14.971 8

将式(4)的定指数因子改进为变指数因子, 得到发动机风扇转速换算模型为

$$N_{1\text{cor}} = \frac{N_1}{\theta^\alpha} \tag{5}$$

式中 $N_{1\text{cor}}$ 为风扇换算转速; N_1 为风扇指示转速; α 为指数因子. 通过大量的数据分析表明, 实际 α 并不是一个固定值, 它随着飞行环境的不同而改变, 所以分析并找出指数因子 α 与某些变量之间的内在规律对于风扇转速换算至关重要.

2 数据样本的建立

发动机的状态参数换算是建立准确基线模型的前提, 而基线必须在发动机健康状态及外界环境稳定的条件下建立, 采集相应条件下高质量的监控数据是非常重要的, 飞机在起飞和加力过程发动机和外界环境不断变化, 所以选取健康发动机在稳定飞行(即巡航)状态下的性能参数数据. 发动机巡航状态下的数据采集原则^[11-12]如下:

- 1) 发动机必须在巡航状态下稳定工作至少 5 min.
- 2) 在巡航状态下能够在 12 s 内满足表 2 情况开始记录数据.

表 2 巡航稳定的标准

Table 2 Cruise stabilization criteria

巡航标准	参数	数值与说明
飞行状态	H/m	$>6\,096$
	Ma	$0.6 < Ma < 0.9$
	Δt_2	$< \pm 1\text{ }^\circ\text{C}$
稳定条件	ΔN_1	$< \pm 0.5\%$
	ΔH	$< \pm 30\text{ m}$
	ΔMa	$< \pm 0.01$
	ΔN_2	$< \pm 1\%$
	E_{cs}	引气稳定

表 1 中 H 表示在数据采集时刻飞机的飞行高度; Ma 表示在数据采集时刻飞行马赫数; Δt_2 表示在巡航状态下外界大气总温的变化值; ΔN_1 表示在巡航状态下风扇指标转速的变化值; ΔH 表示在巡航状态下飞行高度的变化值; ΔMa 表示在巡航状态下飞行马赫数的变化值; ΔN_2 表示在巡航状态下高压转子转速的变化值; E_{cs} 表示在数据采集时刻, 飞机舱内环境控制引气状态.

基于上述原则从不同地区的两家航空公司收集某型号不同额定推力发动机的 2013 年 3 月至 2014 年 3 月的数据, 得到模型样本训练数据 800 组和验证数据 300 组.

3 支持向量回归机建模理论

当神经网络等机器学习语言遇到网络结构的不确定、过学习和欠学习、局部最小化等问题的时候, 支持向量机的机器学习方法逐渐受到了重视. 支持向量机在小样本建模领域表现出优异的泛化推广能力. 它通过非线性核函数, 将输入样本空间映射到高维线性特征空间, 能非常成功地处理回归问题(时间序列分析)和模式识别(分类问题、判别分析)等诸多问题^[13]. 对发动机这样的复杂系统而言, 通过支持向量机对其进行数据回归分析具有更好的适应性.

对于线性情况, 支持向量机函数拟合首先考虑用线性回归函数. 以样本数据 $(x_i, y_i), i = 1, 2, \cdots, l, x \in \mathbf{R}, y \in [-1, 1]$ 为例, 考虑用线性函数进行估计回归

$$f(x) = wx + b, w \in \mathbf{R}, b \in \mathbf{R} \tag{6}$$

从回归问题的数学提法可以看出, 为建立算法, 需要选择适当的损失函数, 支持向量回归机(SVR)常选择的损失函数为 ϵ -不敏感损失函数,

此函数的含义是:当 x 点的观察值 y 与预测值 $f(x)$ 之差不超过事先给定的 ϵ 时,则认为在该点的预测值 $f(x)$ 是无损失的,尽管预测值 $f(x)$ 和观测值 y 可能不完全相等^[14-15].

基于结构风险最小化原则,就得到了线性的支持向量回归算法,它要解决一个原始最优化问题,形式为

$$\left\{\begin{array}{l} \min \quad f(w, \xi_i, \xi_i^*) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + c \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s. t.} \quad (wx_i + b) - y_i \leq \epsilon + \xi_i, \\ \qquad \qquad i = 1, 2, \dots, l, \\ \qquad \qquad y_i - (wx_i + b) \leq \epsilon + \xi_i^*, \\ \qquad \qquad i = 1, 2, \dots, l, \\ \qquad \qquad \xi_i^* \geq 0, i = 1, 2, \dots, l, \end{array}\right. \quad (7)$$

其中目标函数包含两项, $\|w\|^2$ 表示置信范围,体现了函数集的泛化能力; $\sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*)$ 体现了经验风险;常数 c 是惩罚因子,是对超出误差的样本的惩罚程度,表示对对经验风险与置信范围如何匹配的一个裁决. 约束条件中的 ξ_i 和 ξ_i^* 为松弛变量. 由于此优化问题是一个凸二次优化问题,所以引入 Lagrange 函数得到式(6)的对偶形式:

$$\left\{\begin{array}{l} \min \quad f(\alpha, \alpha^*) = \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i)(\alpha_j^* - \alpha_j) \cdot \\ \qquad \qquad (x_i x_j) + \epsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* + \alpha_i) - \sum_{i=1}^l y_i (\alpha_i^* - \alpha_i) \\ \text{s. t.} \quad \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq c, \\ \qquad \qquad i = 1, 2, \dots, l \end{array}\right. \quad (8)$$

得到最优解 $\alpha_i = (\bar{\alpha}_1, \bar{\alpha}_1^*, \dots, \bar{\alpha}_l, \bar{\alpha}_l^*)^T$, 并根据 Kuhn-Tucker 定理计算得到 $\bar{b}$, 构造线性回归函数:

$$F(x) = \sum_{i=1}^l (\bar{\alpha}_i^* - \bar{\alpha}_i)(x_i x) + \bar{b} \quad (9)$$

非线性支持向量回归机的基本思想是通过映射把训练点转换到一个高维 Hilbert 空间中,然后在此高维空间中再进行线性回归,从而取得在原空间非线性回归的效果.

首先将输入量 x 通过映射 $\Phi: \mathbf{R} \rightarrow H$ 映射到高维特征空间 H 中,用函数 $f(x) = w\Phi(x) + b$ 进行数据拟合,而支持向量回归机只考虑高维特征空间的点积运算 $K(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)$,

而不直接使用函数 Φ ,称 $K(x_i, x_j)$ 为核函数,核函数的类型有多种^[16-17]. 本次模型训练所采用的核函数为径向基核函数

$$K(x, x_i) = \exp(-\gamma \|x - x_i\|^2), \gamma > 0$$

因此解出式(8)的优化函数为

$$F(x) = \sum_{i=1}^l (\bar{\alpha}_i^* - \bar{\alpha}_i)[\Phi(x_i)\Phi(x)] + \bar{b} =$$
$$K(x, x_i) \sum_{i=1}^l (\bar{\alpha}_i^* - \bar{\alpha}_i) + \bar{b} \quad (10)$$

4

发动机风扇转速的变指数因子
数学模型

为了探究与 α 相关的自变量,根据式(5)推导出 α 的数学表达式为

$$\alpha = \log_{\theta}(N_1/N_{1\text{cor}}) \quad (11)$$

风扇指示转速 N_1 、外界大气温度 t_2 和 $N_{1\text{cor}}$ 均可从发动机提供的状态监控系统中获得,将筛选出的 800 组某型号发动机的样本训练数据,带入上式计算出各准确换算转速下的 α 值,通过整理对比发现指数因子 α 与大气温度 t_2 存在着明显的内在规律,两者的关系如图 1 所示.

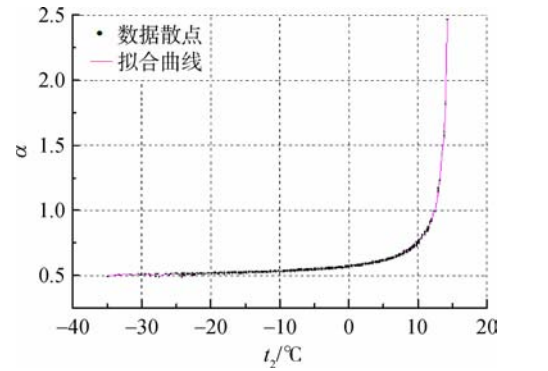


图 1

α 与 t_2 的函数关系

Fig. 1

Functional relation of α and t_2

虽然大气湿度以及雷诺数等因素对风扇转速换算具有一定的影响,但是由图 1 可以看出指数因子 α 与大气温度 t_2 之间具有精确的函数关系,曲线平滑稳定,可见其他因素对风扇换算转速影响甚微.事实上把对因变量影响效果微小的自变量引入到模型中,将会增加后面模型求解的复杂性并且会降低模型精确度,所以可以将大气湿度以及雷诺数等弱相关因素排除,建立由测量数据 t_2 求解指数因子 α 的模型.

支持向量机在算法效率和精确程度相对其他方法具有较强的优势,所以为了能够获得精确的

函数模型,采用 ϵ -SVR 进行支持向量机回归,选用径向基核函数,因为径向基核函数无论小样本还是大样本,高维还是低维等情况,径向基核函数均适用且具有较宽的收敛域,是较为理想的回归依据函数^[18].支持向量机模型的性能取决于选择适当的支持向量机参数,而核参数 g 和惩罚因子 c 是影响支持向量机性能的关键因素,因此采用遗传算法对两个参数进行寻优,寻优的结果如图 2 所示.

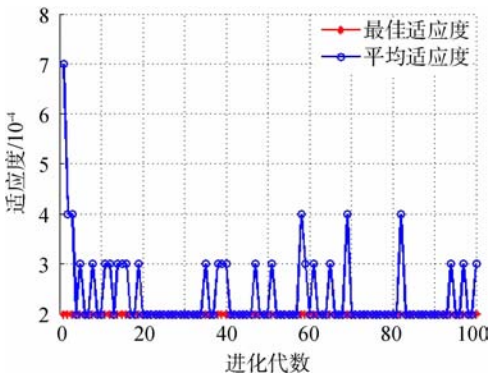


图 2 遗传算法寻找最佳参数的适应度曲线
Fig.2 Fitness curve of the best parameter using genetic algorithm

图 2 中适应度是在遗传算法中描述个体性能的主要指标,用于评价个体的优劣程度.图中终止代数为 100,种群数量为 20,可以得到核参数 g 和惩罚因子 c 的优化值,分别为 $g=19.5475$, $c=99.3745$,此时的平均平方误差 $e_{ms}=0.00015104$,满足其精度要求.

利用遗传算法寻优得到的最佳参数和之前筛选的 800 组数据进行支持向量机网络训练并利用其余 300 组数据进行支持向量机网络回归预测,得到的 ϵ -SVR 模型的决策函数为

$$g(x)=\operatorname{sgn}\left[\sum_{i=1}^n W_i \exp (-\gamma\left\|x_i-x\right\|^2)+b\right]$$

(12)

式中 $\left\|x_i-x\right\|$ 是二范数距离, x_i 表示的支持向量, x 是待预测的样本(即大气温度); $b=-0.728857$; n 代表的是支持向量的个数,本模型 $n=80$; W_i 表示支持向量的系数; γ 就是 $-g$ 核参数, $\gamma=19.5475$.

由于各样本之间是相互独立的,可采用模型计算的平均平方误差(mean squared error,记为 e_{ms})和平方相关系数(squared correlation coefficient, r^2)对模型精度进行评价.此模型的参数指标为 $e_{ms}=0.000054177940260$; $r^2=99.6\%$.

由模型参数指标可知:所建立的模型计算结果误差很小,具有较高的精度;指数因子预测值与指数因子观测值高度相关,模型具有很好的回归性能.因此将变指数因子模型应用到式(5)中便可得到发动机风扇换算转速的变指数因子模型.

5 变指数因子换算转速模型的有效性与验证分析

首先利用变指数因子模型对表 1 的数据进行风扇转速换算,得到对比结果如表 3,发现改进后的变指数因子模型计算误差更小,精度大大提高.

表 3 $\alpha=0.5$ 时和变指数因子 α 计算的 $N_{1\text{cor}}$ 对比
Table 3 $N_{1\text{cor}}$ comparison between $\alpha=0.5$ and variable index factor α

厂家系统计算的 $N_{1\text{cor}}/(\text{r}/\text{min})$	$\alpha=0.5$ 时计算的 $N_{1\text{cor}}/(\text{r}/\text{min})$	$\alpha=0.5$ 时 $N_{1\text{cor}}$ 的 绝对误差 $/(\text{r}/\text{min})$	变指数因子计算的 $N_{1\text{cor}}/(\text{r}/\text{min})$	变指数因子时 $N_{1\text{cor}}$ 的 绝对误差 $/(\text{r}/\text{min})$
4 065.066 0	4 045.880 8	−19.185 2	4 064.402 5	−0.663 5
4 120.335 0	4 101.134 2	−19.200 8	4 120.058 1	−0.276 9
4 169.187 0	4 150.203 3	−18.983 7	4 168.803 9	−0.383 1
4 216.020 7	4 197.980 0	−18.040 7	4 215.634 1	−0.386 6
4 311.654 7	4 294.676 1	−16.978 6	4 311.633 9	−0.020 8
4 411.739 2	4 396.381 6	−15.357 6	4 411.955 0	0.215 8
4 558.450 5	4 543.185 7	−15.264 8	4 560.011 1	1.560 6
4 689.533 2	4 675.111 7	−14.421 5	4 691.974 6	2.441 4
4 582.669 5	4 567.761 3	−14.908 1	4 584.236 9	1.567 4
4 494.487 5	4 479.515 7	−14.971 8	4 495.267 8	0.780 3

并且将筛选出的 300 组模型验证数据对建立的变指数因子模型进行验证,同时利用传统方法 $N_{1\text{cor}} = N_1 / \theta^{0.5}$ 进行风扇转速换算,然后将两种方法的计算结果与发动机厂家计算的 $N_{1\text{cor}}$ 进行对比,为了能够清晰直观地比较两者的精确度,选取绝对误差的绝对值作为衡量标准,结果如图 3 所示。

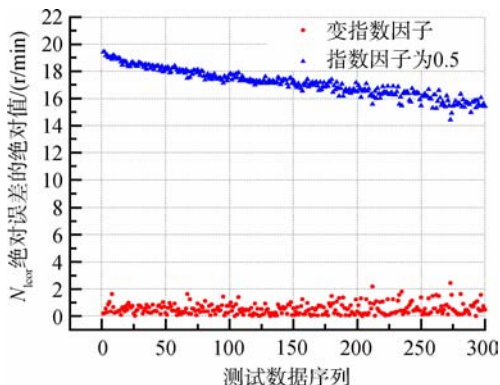


图3 两种方法计算的 $N_{1\text{cor}}$ 绝对误差对比

Fig. 3 $N_{1\text{cor}}$ absolute error comparison of two methods

分析图 3 发现,定指数因子方法计算的 $N_{1\text{cor}}$ 绝对误差绝对值分布在 14~20 之间,平均相对误差为 0.392983%;而利用验证数据和变指数因子模型计算的 $N_{1\text{cor}}$ 的绝对误差绝对值在 0~2 之间波动(需要说明的是,图中有个别数据偏移较大,为发动机实际工作中某些原因,如:活门漏气、飞行状态异常,造成的工作状态突变,属于正常情况),验证了模型的精度要求和泛化能力,平均相对误差仅为 0.0003620%,与定指数因子方法相比,计算精度提高 $10^3 \sim 10^4$ 倍,为进一步建立精确的发动机状态监控模型提供必要基础。由图 3 结果可知与发动机制造厂商的 $N_{1\text{cor}}$ 相比,改进后的计算结果的相对误差不超过 0.005%,所以此改进方法是合理的。

6 结 论

本文以民用航空某主力型号发动机的原始巡航数据为基础,根据相似理论提出了变指数因子的发动机风扇转速换算方法,并利用支持向量回归机的方法建立了换算指数因子 α 随大气温度 t_2 变化的数学模型,结合该模型获得了由风扇指示转速 N_1 计算 $N_{1\text{cor}}$ 的变指数因子换算模型。误差分析表明:通过变指数因子模型计算的 $N_{1\text{cor}}$ 更接近于发动机厂家系统的计算结果,具有更高的精度,说明该方法是合理有效的,可为建立准确的发

动机关键状态参数的基线模型提供必要的基础。

参考文献:

- [1] 郭迎清,李睿,薛薇.航空发动机状态监控系统研究[J].航空发动机,2010,36(5):39-43.
GUO Yingqing, LI Rui, XUE Wei. Study on aeroengine condition monitoring system[J]. Aeroengine, 2010, 36(5): 39-43. (in Chinese)
- [2] 唐庆如,敖良忠,夏存江,等. CFM56-7B 发动机航线维护教程[M]. 成都:四川大学出版社,2003:44-57.
- [3] 陕振勇. 航空发动机气路参数偏差值模型研究与应用[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2012.
SHAN Zhenyong. Research on aeroengine gas path parameter deviation model and its application[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2012. (in Chinese)
- [4] 崔智全. 民航发动机气路参数偏差值挖掘方法及其应用研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2013.
CUI Zhiquan. Civil aeroengine gas path parameter deviation mining method with application[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2013. (in Chinese)
- [5] 林兆福,范作民. 发动机基线方程的建立和应用[J]. 中国民航学院学报,1992,10(4):20-32.
LIN Zhaofu, FAN Zuomin. Trend analysis of jet engine gas dynamic and thermodynamic parameters [J]. Journal of Civil Aviation Institute of China, 1992, 10(4): 20-32. (in Chinese)
- [6] 钟诗胜,崔智全,付旭云. Rolls-Royce 发动机基线挖掘方法[J]. 计算机集成制造系统,2010,16(10):2265-2270.
ZHONG Shisheng, CUI Zhiquan, FU Xuyun. Baseline mining method of RR's engine[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2010, 16(10): 2265-2270. (in Chinese)
- [7] GE Aviation. Diagnostics trend interpretation training[M]. 5th ed. Shanghai: GE Aviation, 2009.
- [8] 潘慕绚,黄金泉. 基于相似理论的航空发动机转速自适应 PID 控制[J]. 推进技术,2003,24(5):429-431.
PAN Muxuan, HUANG Jinquan. Adaptive PID control for aeroengine by on similarity theory[J]. Journal of Propulsion Technology, 2003, 24(5): 429-431. (in Chinese)
- [9] 彭云飞. 航空发动机状态参数处理技术及其应用研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2009.
PENG Yunfei. Research on processing technique of aero-engine condition parameters and its application[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2009. (in Chinese)
- [10] 钟诗胜,崔智全,王体春,等. 基于偏差值的航空发动机参数标准化修正模型[J]. 航空动力学报,2012,27(11):2592-2598.
ZHONG Shisheng, CUI Zhiquan, WANG Tichun, et al. Corrected standardization model of aero-engine parameter based on deviation[J]. Journal of Aerospace Power, 2012, 27(11): 2592-2598. (in Chinese)
- [11] 同锋,付为刚. 航空发动机高压转子转速(N2)基线的建模方法[J]. 机械设计与制造,2015(1):148-151.
YAN Feng, FU Weigang. A modeling method for high

compressor rotor speed (N2) baseline of the aero-engine [J]. Machinery Design and Manufacture, 2015 (1): 148-151. (in Chinese)

[12] 付金华, 闫锋. 航空发动机排气温度基线建模方法[J]. 航空计算技术, 2014, 44(6): 49-54.
FU Jinhua, YAN Feng. A method of modeling exhaust gas temperature baseline of aeroengine[J]. Aeronautical Computing Technique, 2014, 44(6): 49-54. (in Chinese)

[13] 田英杰. 支持向量回归机及其应用研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2005.
TIAN Yingjie. Support vector regression and its application[D]. Beijing: China Agricultural University, 2005. (in Chinese)

[14] 丁世飞, 齐丙娟, 谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述[J]. 电子科技大学学报, 2011, 40(1): 2-10.
DING Shifei, QI Bingjuan, TAN Hongyan. An overview on theory and algorithm of support vector machines[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2011, 40(1): 2-10. (in Chinese)

[15] 李海生. 支持向量机回归算法与应用研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2005.
LI Haisheng. Algorithm and application research of support vector machine regression [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2005. (in Chinese)

[16] 林升梁, 刘志. 基于 RBF 核函数的支持向量机参数选择[J]. 浙江工业大学学报, 2007, 35(2): 163-167.
LIN Shengliang, LIU Zhi. Parameter selection in SVM with RBF kernel function[J]. Journal of Zhejiang University of Technology, 2007, 35(2): 163-167. (in Chinese)

[17] 冯振华, 杨洁明. SVM 回归的参数选择探讨[J]. 机械工程与自动化, 2007(3): 17-18, 22.
FENG Zhenhua, YANG Jieming. Practical selection of support vector machine parameters for SVM regression [J]. Mechanical Engineering and Automation, 2007 (3): 17-18, 22. (in Chinese)

[18] 王小川, 史峰, 郁磊, 等. MATLAB 神经网络 43 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2011: 127-136.

(编辑: 陈 越)