

基于相异性表示的民机液压系统健康评估

侯晓云¹, 张天刚²

1. 中国民航大学机场学院, 天津 300300
2. 中国民航大学航空自动化学院, 天津 300300

摘要 为了实现对民航飞机液压系统的健康评估, 基于相异性表示的方法, 利用单类线性规划分类器模型进行健康评估, 确定了影响模型评估准确率的参数, 定义了健康指数, 得到总体测试样本以及非正常样本的评估结果, 且与支持向量机超球模型的评估结果进行比较。结果表明, 在已选择相应参数的情况下, 采用基于相异性表示的单类线性规划分类器模型可以对民机液压系统进行健康评估。

关键词 民机液压系统; 相异性表示; 单类线性规划分类器; 健康评估

中图分类号 V227

文献标识码 A

doi 10.3981/j.issn.1000-7857.2012.23.008

Health Assessment of Civil Aircraft Hydraulic System Based on Dissimilarity Representation

HOU Xiaoyun¹, ZHANG Tiangang²

1. Airport College, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China
2. Aeronautical Automation College, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China

Abstract This paper carries out the health assessment of the civil aircraft hydraulic system. Based on the dissimilarity representation, one-class LP classifier is taken for the health assessment, to determine the parameters affecting the accuracy of the model assessment, to define the health index, to make the assessment of the overall test samples and non-normal samples, and to compare the results with the support vector machine hyper-sphere model. The evaluation results show that in the case of the selected appropriate parameters, one-class LP classifier based on the dissimilarity classifier model can assess the health of the civil aircraft hydraulic system, and performs better than the support vector machine hyper-sphere model.

Keywords civil aircraft hydraulic system; dissimilarity representation; one-class LP classifier; health assessment

0 引言

飞机液压系统为飞机的飞行操纵、起落架收放、机轮刹车、前轮转弯、发动机反推力等提供液压能源, 对整架飞机的安全性和经济性有很大的影响, 因此对液压系统进行健康评估有利于航空公司对飞机的维修管理。

健康评估是指系统接受来自不同监控模块及其他健康评估模块的数据, 持续不断地将来自多个信息源的数据进行累计和融合, 从而得到对飞机健康状态的评价。目前基于性能参数的健康评估技术大致可以分为 3 个方向^[1]: (1) 基于线性模型的方法; (2) 基于非线性稳态模型的方法, 该方法目前主要集中在仿真研究; (3) 基于人工智能的方法, 人工智能尤

其是神经网络方法已在一些诊断样机系统中得到应用。由于液压系统测量数据自身的局限, 无法采用线性模型进行健康评估。当使用神经网络(如 BP 网络)进行建模时, 使用的训练样本库以及网络结构会变得相当复杂, 以文献[2]为例, 共使用了 32 个网络和约 15000 个训练样本。而且对于飞机液压系统来说获得大量的故障样本是很困难的, 利用仿真数据则会影响神经网络的模型精度。

Pe_kalska 等^[3]提出了一种新的方法, 采用基于相异性表示(Dissimilarity Representation)的模式识别方法, 以相异性衡量(Dissimilarity Measures)来描述被测对象与表示集, 而不是用物理参数或属性, 如温度、压力等。对于健康评估而言, 采用

收稿日期: 2012-05-28; 修回日期: 2012-07-09

作者简介: 侯晓云, 讲师, 研究方向为机械电子, 电子邮箱: h_xiaoyun_2001@163.com

相异性描述可以更为有效地评估系统的健康状态。此外,文献[4]基于相异性表示提出了单类线性规划分类器的方法,本文将该方法用于液压系统的健康评估。

1 相异性表示

首先假设一个表示集, $R=\{p_1, p_2, \dots, p_N\}, p_i \in F$ (F 为特征空间), p_i 可以被认为是系统的某个健康状态。对于一个新的健康状态 $z(z \in F)$

$$D(z, R)=[d(z, p_1), d(z, p_2), \dots, d(z, p_N)]^T \quad (1)$$

其中, $D(z, R)$ 是一个 $N \times 1$ 的向量; $d(z, p_i)$ 为相异性衡量, 是标量。 $D(z, R)$ 是 z 基于表示集 R 的相异性表示, 相异性空间的维数则由 R 中的样本个数决定。

相异性衡量 $d(*, *)$ 需要同时满足下列 3 个条件(其中 $x, y \in F$):

- (1) 自反性, 即 $d(x, x)=0$;
- (2) 正定性, 即当 $x \neq y$ 时, $d(x, y)>0$;
- (3) 一致性, 即 $d(x, y)=0 \Leftrightarrow x=y$ 。

一致性条件经过扩展, 可以使 $d(x, y) < \varepsilon \Leftrightarrow x \approx y$ 成立, 其中 $\varepsilon(\varepsilon>0)$ 表示一个足够小的数, $x \approx y$ 意味着 x 与 y 可以被认为是同一类。上述 3 个条件保证了仅假设 CH(Compactness Hypothesis) 和它的逆命题都是成立的。仅假设作为目标识别的基础, 可以简述为: 对于相似的对象, 它们的表示接近。CH 的逆命题同样可以简述为: 若两个对象的表示接近, 则它们是相似的对象, 也就是说可以归为同一类。

在度量(Metric)定义中的三角不等式和对称性可以确保相异性衡量的一致性, 因此度量可以作为一种相异性衡量。但是, 对于相异性衡量本身, 对称性和三角不等式不是必要条件^[4]。本文将 2 范数引出的度量作为计算所需的相异性衡量。

$$d(p_i, p_j) = \|p_i - p_j\|^2 \quad (2)$$

2 评估模型介绍

本文采用的模型为基于相异性表示的单类线性规划分类器。在该模型中, 相异性空间 $D(*, R)$ 是一个 N 维非负空间。如图 1 所示, 对象 z 和 $p_i(p_i \in R)$ 的相异性衡量是坐标值 $d(z, p_i)$ 。若表示集 R 与 z 相似, 则 $d(z, p_i)$ 接近 0, 体现在相异性空间中, 就是该点接近于原点。

对于单类分类器(即健康评估模型), 可以直接由正常状态模式组成表示集 R 。于是定义 H 为

$$H=D(R, R)=[D(p_1, R), D(p_2, R), \dots, D(p_N, R)] \quad (3)$$

其中, H 为 $N \times N$ 矩阵; $D(p_i, R)$ 为 p_i 在相异性空间内的表示, 即正常状态模式 p_i 用表示集 R 表示, 它是 $N \times 1$ 向量。由于 $p_i \in R$, 并且表示集 R 中的每个元素都为正常的形式, 所以 H 中每列的元素非负而且极少接近于 0。由图 1 可见, 在相异性空间 $D(*, R)$ 内, 由于正常状态模式(用 Δ 表示的点)都靠近原点, 所以可用一个锥体包含所有的 Δ , 锥体的顶点就是相异性空间 $D(*, R)$ 的原点, 锥体的底面就是超平面 P (式(4))。

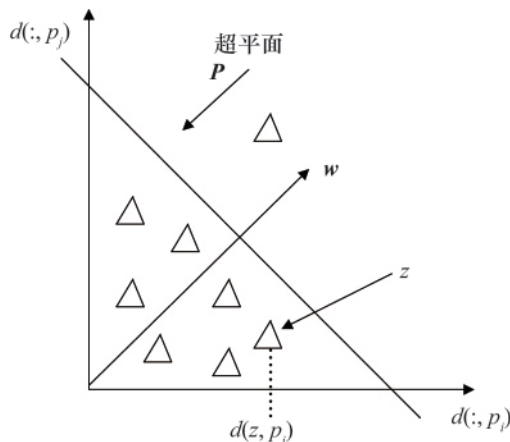


图 1 相异性空间内的单类分类器

Fig. 1 One-class LP classifier in dissimilarity space

通过最小化锥体的体积, 可以找到边界用以描述正常状态模式的集合。在相异性空间内, 锥体的底即超平面 P 就是边界。在得到边界以后, 就可以利用该超平面进行相关健康评估。

$$P: w^T D(p_i, R) = \rho \quad (4)$$

其中, $w(w=[w_1, w_2, \dots, w_N]^T)$ 为超平面的法向量; ρ 为偏移量, 且 $\rho \geq 0$ 。Pečalska 等^[4]指出, 对该锥体体积的最小化即对 h 进行最小化。

$$h = \rho / \|w\|_2 \quad (5)$$

其中, h 为相异性空间内原点到超平面的欧氏距离。

由于 $\|w\|_2 \leq \|w\|_1 \leq \sqrt{M} \|w\|_2$, 其中 M 是超平面 P 的非零权重的个数^[4]。因此可以优化 $\rho / \|w\|_1$, 对法向量进行规格化($\|w\|_1=1$)后, 则只需对 ρ 进行最小化。由于 $\rho \geq 0$ 且 $D(p_i, R)$ 的元素为非负, 结合式(4)可得 w 的元素为非负。这样, 该问题可用线性规划 LP(Linear Programming)表述为

$$\min \rho \quad (6)$$

$$\begin{cases} w^T D(p_i, R) \leq \rho & i=1, 2, \dots, N \\ \sum_{j=1}^N w_j = 1 & w_j \geq 0 \\ \rho \geq 0 \end{cases} \quad (7)$$

若某测试点 z 满足以下判别式

$$w^T D(z, R) > \rho \quad (8)$$

则模式 z 位于该锥体之外, 判断该模式为异常样本。

由于表示集 R 内可能会包含一些非典型的正常样本, 于是引入松弛变量 $\xi_i(i=1, 2, \dots, N)$, 则该问题的软间隔(soft margin)形式为

$$\min(\rho + \frac{1}{vN} \sum_{i=1}^N \xi_i) \quad (9)$$

$$\begin{cases} w^T D(p_i, R) \leq \rho + \xi_i & i=1, 2, \dots, N \\ \sum_{j=1}^N w_j = 1 & w_j \geq 0 \\ \rho \geq 0 \\ \xi_i \geq 0 \end{cases} \quad (10)$$

其中, $v(v \in (0, 1])$ 为正常模式集中允许的野点率上限(即拒绝率)。

由于正常模式集中可能含有一些非正常样本, 这会导致 $D(p_i, R)$ 中的元素过大, 从而严重影响式(9)的求解。因此, 有必要对 $D(p_i, R)$ 中的相异性进行规格化。由于 Sigmoid 函数非线性单调, 采用该函数在此处对相异性进行规格化, 规格化后的相异性位于 $[0, 1]$ 之内, 即

$$f(d) = \frac{2}{1 + e^{-ds}} - 1 \quad (11)$$

$$D_s(p_i, R) = (f(d(p_i, p_1)), f(d(p_i, p_2)), \dots, f(d(p_i, p_N)))^T \quad (12)$$

其中, $f(\cdot)$ 为 Sigmoid 函数; d 为相异性衡量; 式(11)中的 s 为规格化系数; 式(12)中的下标 s 表示经过了规格化处理。这样, 约束条件式(10)变为

$$\begin{aligned} & w^T D_s(p_i, R) \leq \rho + \xi_i \quad i=1, 2, \dots, N \\ \text{s.t.} & \sum_{j=1}^N w_j = 1 \quad w_j \geq 0 \\ & \rho \geq 0 \\ & \xi_i \geq 0 \end{aligned} \quad (13)$$

同样, 判别式(8)变为

$$w^T D_s(z, R) > \rho \quad (14)$$

故障检测模型可通过求解优化问题式(式(9))及其约束式(式(13))得到。

3 基于相异性表示的健康评估

3.1 模型参数准备

结合液压系统驾驶室效应、维修手册中传感器位置以及测量参数, 可以确定民航飞机液压系统的监控参数, 分别为系统压力 p 、液压泵的输出压力 p_0 、油箱油量 F 及液压油的温度 T 。这几个参数可以直接通过传感器得到, 能够很好地反应整个液压系统的运行情况^[5-6]。由于在实际情况下液压系统的数据较难获得, 所以在参考文献[5]-[13]的基础上, 以模拟仿真数据的方法, 采用平滑和等方差处理, 得到液压系统的正常训练样本 200 个, 以及验证样本中的 200 个正常样本和 30 个非正常样本。

相异性表示的评估模型需要选取适当的模型参数。根据模型的简介可以得到, 式(11)和式(9)中的规格化系数 s 及正常模式集允许的拒绝率 v 是需要选取的模型参数。

根据式(11)可知, 相异性衡量 $f(d)$ 随 s 的减小而增加。因此, 随着 s 的增大, 非正常验证样本的“故障”状态评估的准确率下降, 而正常验证样本“健康”状态评估的准确率上升。

图 2 是在 $v=0.02$ 的情况下, s 对于正常和非正常样本“健康”状态的评估准确率。其中, 红色实线表示正常样本的健康状态检出率, 蓝色虚线表示非正常样本的健康状态检出率。 d_m 是 H (训练样本)所有组成元素的平均值。从图 2 可以看出, 随着 s 的增加, 非正常验证样本的“故障”状态评估的准确率下降, 而正常验证样本“健康”状态评估的准确率上升。

参数 v 表示正常模式集允许的拒绝率。 v 增大意味着拒绝

率变大, 这样会有较多的样本被评估为非“健康”状态。与 s 相反, v 变大会使超平面边界变小, 这样就会有更多的样本落在锥体以外。因此, 非正常验证样本“故障”状态评估的准确率会上升, 而正常验证样本“健康”状态评估的准确率会下降。

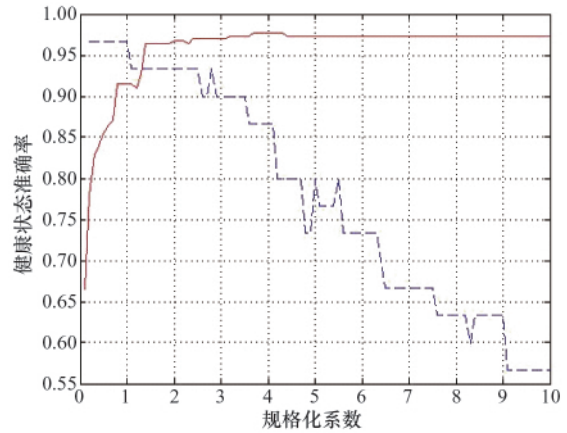


图 2 规格化系数 s 对于评估模型健康准确率的影响
Fig. 2 Effects of coefficient s on the accuracy of assessment model health

图 3 是在 $s=2.4d_m$ 情况下, v 对于正常和非正常样本“健康”状态的评估准确率。随着 v 的增大, 非正常验证样本(虚线)“故障”状态评估的准确率上升, 而正常验证样本(实线)“健康”状态评估的准确率下降。

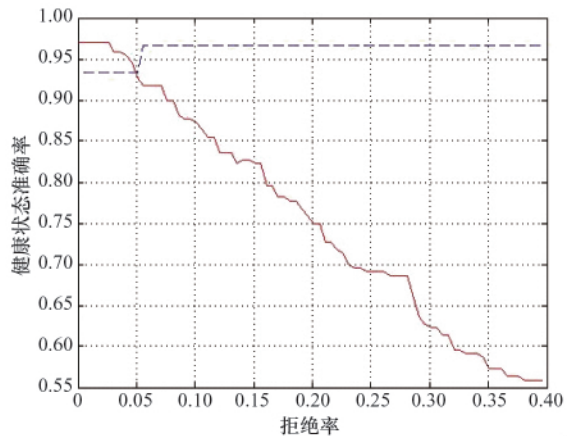


图 3 拒绝率 v 对于评估模型健康准确率的影响
Fig. 3 Effects of rejection rate v on the accuracy of assessment model health

经过以上分析, 合适的 s 和 v 应使得非正常和正常样本都有较高的检出率。经综合考虑, 选择 $v=0.02, s=2.4d_m$ 。

3.2 健康评估结果

首先定义健康评估指数 HAI(Health Assess Index)

$$HAI = \frac{w^T D_s(z, R)}{\rho} \quad (15)$$

其中, z 表示测试样本。健康指数是默认值, 它可以根据液压系统历史样本数据设定, 也可以根据客户要求设定。本文将

液压系统中的一个最健康的状态作为原点,健康、亚健康、异常、故障 4 种状态的临界数据作为边界,带入式(15),取得模型中健康的上下限值,如下所示:

- (1) 若 $HAI \leq 1$, 则表示 z 为健康;
- (2) 若 $1 < HAI \leq 1.2$, 则表示 z 为亚健康;
- (3) 若 $1.2 < HAI \leq 1.4$, 则表示 z 为异常;
- (4) 若 $HAI > 1.4$, 则表示 z 为故障。

将 3.1 节确定的模型参数 ($v=0.02, s=2.4d_m$) 带入基于相异性表示的单类线性规划分类器中,得到该模型对于正常样本以及非正常样本的健康评估结果,如图 4 和图 5 所示。

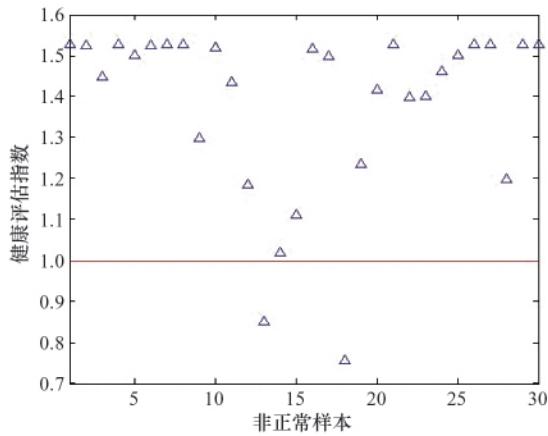


图 4 模型对于非正常样本的评估结果输出
Fig. 4 Model output for the results of the assessment of non-normal samples

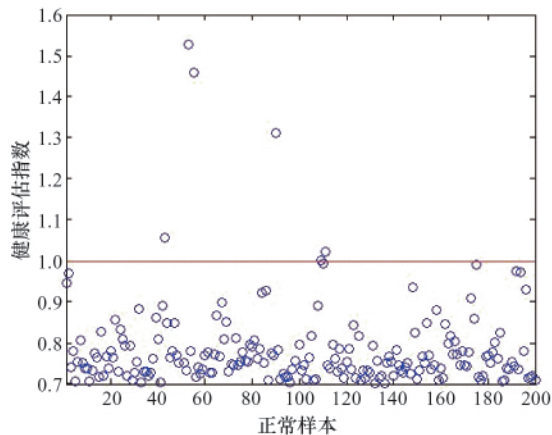


图 5 模型对于正常样本的评估结果输出
Fig. 5 Model output for the results of the assessment of normal samples

图 6 和图 7 为采用支持向量机超球模型得到的正常样本和非正常样本的输出结果。

基于相异性表示的单类线性规划分类器模型的检出结果详见表 1。其中,对于正常样本准确率达到 97%,而非正常样本的准确率达到 93.3%。两类样本的准确率均达到了较高的数值,可见模型参数的选择是合理的,评估模型的结果是令人满意的。

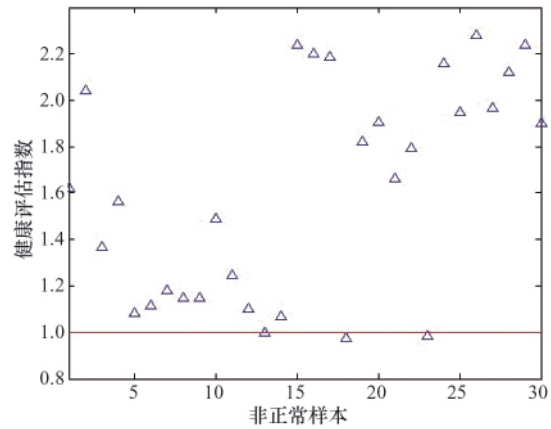


图 6 支持向量机超球模型对于非正常样本的评估结果
Fig. 6 Support vector machine hyper-sphere model output for non-normal samples

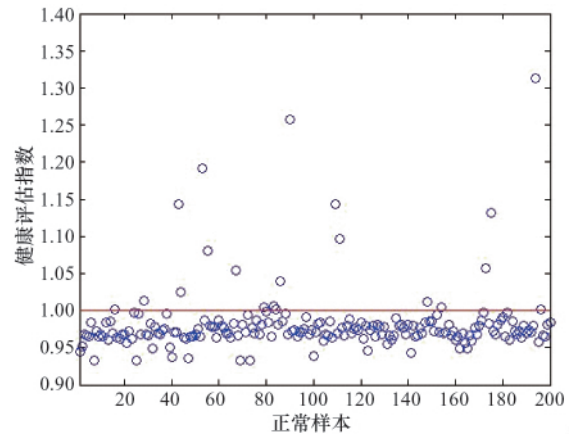


图 7 支持向量机超球模型对正常样本的评估结果
Fig. 7 Support vector machine hyper-sphere model output for normal samples

表 1 模型评估结果统计

Table 1 Statistics of the model assessment results

样本集	样本个数	误判个数	准确率/%
正常样本	200	6	97
非正常样本	30	2	93.3

根据式(15)关于健康状态与健康指数的缺省设置,对基于该模型的健康评估结果进行健康状态划分,见表 2。

表 2 模型对于非正常样本集的评估

Table 2 Assessment of the model for the non-normal sample set

样本集	故障	异常	亚健康	健康
非正常样本(30)	22(73.3%)	3(10%)	3(10%)	2(6.7%)
正常样本(200)	2(1%)	1(0.5%)	3(1.5%)	194(97%)

由图 4、图 5 及表 2 可以得到如下结果。

(1) 对于非正常样本,93.3%的样本检测结果为亚健康、异常以及故障状态,均属于非正常状态,满足检测样本的要

求。在 3 种非正常状态中,故障状态占 73.3%,超过 1/3;而异常状态与亚健康状态由于较难区分,常常放在一起考虑,这两种状态占了 20%;“健康”状态明显不属于非正常样本,模型结果也很好地证明了这一点,该状态样本仅占 6.67%。因此可以说明,基于相异性表示的单类线性规划分类器模型可以很好地对非正常样本进行健康评估。

(2) 对于正常样本,模型检测状态为健康的样本占 97%,而结果为异常状态与亚健康状态的仅占 2%,故障样本为 1%。由此可见,基于相异性表示的模型也可以很好地对正常样本进行健康评估。

表 3 为支持向量机超球模型和基于相异性表示的单类线性规划分类器模型对样本集的评估结果比较。通过两个模型评

表 3 两个模型对样本集的评估结果比较

Table 3 Comparison of different evaluation results for two models

样本集	模型方法	故障	异常	亚健康	健康
非正常样本(30)	支持向量机	18(60%)	2(6.7%)	7(23.3%)	3(10%)
	相异性表示	22(73.3%)	3(10%)	3(10%)	2(6.7%)
正常样本(200)	支持向量机	0(0)	2(1%)	17(8.5%)	181(90.5%)
	相异性表示	2(1%)	1(0.5%)	3(1.5%)	194(97%)

估结果的比较可以得到如下结果。

(1) 基于相异性表示的模型,无论对于正常样本还是非正常样本,健康评估的准确率要高于基于支持向量机超球模型。

(2) 从图 5 和图 7 可以看出,支持向量机超球模型可以对绝大部分的正常样本进行健康评估,但是健康指数主要集中在 0.93—1 之间;而相异性表示模型得出的健康指数分布比较平均,主要在 0.7—1 之间。

(3) 从图 4 和图 5 可以看出,基于相异性表示模型对正常样本的评估,有个别的健康指数达到了“故障”级别;对非正常样本的评估则比较准确。因此,认为相异性模型更适合评估非正常样本,但是这个观点仅仅是推断,还需要理论分析方面的支持。

4 结论

本文采用基于相异性表示的方法,利用单类线性规划分类器模型对民航液压系统进行健康评估。在已选择相应参数的情况下,采用基于相异性表示的单类线性规划分类器模型可以得到准确率较高的结果。通过该模型的应用,得到以下结论。

(1) 模型采用相异性空间内锥体的底面来描述单类数据的边界,再利用某一测试点与该平面之间的相对位置来进行相关健康评估。

(2) 本文只采用了 2 范数作为相异性衡量进行健康评估,可以考虑采用其他相异性衡量。

(3) 模型参数对正常和非正常的检测率有很大的影响。通过验证的方法进行参数选择,可以得到很好的评估结果。

(4) 基于相异性表示的模型对于测试样本的健康评估要优于基于支持向量机的模型。

参考文献 (References)

[1] 郝英. 基于智能技术的民航发动机故障诊断和寿命预测研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2006.
Hao Ying. Research on civil aviation engine fault diagnosis and life predication based on intelligent technologies [D]. Nanjing: Nanjing

University of Aeronautics and Astronautics, 2006.

- [2] Zedda M, Singh R. Fault diagnosis of a turbofan engine using neural network: a quantitative approach, AIAA 98-3602 [C]. Joint Propulsion Conference & Exhibit, 34th, 13-15 July, 1998. Cleveland, OH: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 1998.
- [3] Pekalska E, Paclik P, Duin R P W. A generalized kernel approach to dissimilarity-based classification [J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2001, 2(2): 175-211.
- [4] Pekalska E, Tax D, Duni R P W. One-class LP classifier for dissimilarity representations [C]//Advances in Neural Information Processing Systems 16 (Sixteenth Annual NIPS Conference). British Columbia: NIPS, 2003: 777-784.
- [5] 王嘉明, 张毓铨. A320 飞机液压系统特点 [J]. 民用飞机设计与研究, 1995(1): 1-10.
Wang Jiaming, Zhang Yuquan. *Civil Aircraft Design and Research*, 1995 (1): 1-10.
- [6] 常海. 大型民用窄体客机液压系统分析探讨 [J]. 航空科学技术, 2011 (6): 18-20.
Chang Hai. *Aeronautical Science & Technology*, 2011(6): 18-20.
- [7] 张建波, 朴学奎. 空客 A320 液压系统研究 [J]. 民用飞机设计与研究, 2010(2): 53-55.
Zhang Jianbo, Piao Xuekui. *Civil Aircraft Design and Research*, 2010(2): 53-55.
- [8] SAE AIR 5005-2000 Aerospace-commercial aircraft hydraulic system[S]. Washington, DC: SAE, 2000.
- [9] 唐明炎. 关于飞机液压系统的几个问题 [J]. 液压气动与密封, 1991(3): 34-35.
Tang Mingyan. *Hydraulics Pneumatics & Seals*, 1991(3): 34-35.
- [10] 李艳军. 飞机液压传动与控制[M]. 北京: 科学出版社, 2009.
Li Yanjun. *Aircraft hydraulic transmission and control* [M]. Beijing: Science Press, 2009.
- [11] 唐有才, 刘振岗, 王占勇, 等. 飞机液压系统故障多的原因探讨及对策[J]. 液压与气动, 2009(10): 84-87.
Tang Youcai, Liu Zhengang, Wang Zhanyong, et al. *Chinese Hydraulics & Pneumatics*, 2009(10): 84-87.
- [12] 张莉, 王峰, 温克利. 基于 AHP 故障树分析方法下飞机液压诊断研究[J]. 光机电信息, 2011, 28(2): 25-28.
Zhang Li, Wang Feng, Wen Keli. *OME Information*, 2011, 28 (2): 25-28.
- [13] 诸葛昌伟, 李书明, 但敏. 民航液压系统部附件监控清单的确定方法 [J]. 液压气动与密封, 2012(2): 50-53.
Zhuge Changwei, Li Shuming, Dan Min. *Hydraulics Pneumatics & Seals*, 2012(2): 50-53.

(责任编辑 安莹, 吴晓丽)