

基于 SVM 和 SNN 的航空发动机 气路故障诊断

王修岩¹, 李萃芳¹, 高铭阳², 李宗帅¹

(1. 中国民航大学 航空自动化学院, 天津 300300;

2. 北京航空航天大学 仪器科学与光电工程学院, 北京 100191)

摘 要: 为了区分航空发动机气路故障诊断过程中出现的相似故障, 提高诊断准确率, 提出了一种支持向量机(SVM)和协同神经网络(SNN)相结合的故障诊断方法. 首先利用参数优化后的 SVM 对测量数据进行初步故障诊断分类, 对诊断结果进行分析统计, 得出难以区分的相似故障类型, 并根据 SNN 对这些相似故障进一步地区分判断, 最后根据实际数据对此故障模型进行仿真. 结果显示: 基于 SVM 的初步故障诊断准确率达到 96%; 而经过 SNN 进一步地相似故障区分后, 诊断准确率提升到 100%.

关 键 词: 航空发动机; 故障诊断; 气路; 支持向量机; 协同神经网络

中图分类号: V233.7; TP181

文献标志码: A

Fault diagnosis of aero-engine gas path based on SVM and SNN

WANG Xiu-yan¹, LI Cui-fang¹, GAO Ming-yang², LI Zong-shuai¹

(1. School of Aeronautical Automation,

Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

2. School of Instrumentation Science and Opto-electronics Engineering,

Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: In order to distinguish similar faults of aero-engine gas path fault diagnosis and improve the diagnostic accuracy, a fault diagnosis method based on support vector machine (SVM) and synergetic neural network (SNN) was put forward. Firstly, the SVM after being optimized was used to diagnose and classify the faults preliminarily from measured data, and the diagnosis results were analyzed to obtain indistinguishable similar faults, then the SNN was introduced to distinguish similar faults and further determine corresponding fault model, finally this fault model was simulated based on actual data. The experimental results show that the preliminary fault diagnosis accuracy based on SVM is 96%, and after further distinguishing similar faults through SNN, the accuracy is increased to 100%.

Key words: aero-engine; fault diagnosis; gas path; support vector machine; synergetic neural network

航空发动机是飞机的“心脏”, 同时也是机械专业中故障率最高、调整最复杂、维护工作量最大的系统, 其工作状态的好坏直接影响到飞机的安

全可靠运行和人的生命财产安全. 航空发动机的故障类型多种多样, 其中气路故障占有很大比例, 而且气路故障往往是潜在的而且难以判断^[1], 因

此,对航空发动机气路系统的故障诊断研究具有重要意义。

近年来,基于智能技术的航空发动机气路故障诊断得到广泛研究,并获得了较高的诊断准确率^[2],但相似故障区分困难的问题依然存在,本文提出利用支持向量机(SVM)和协同神经网络(SNN)相结合的一种故障诊断方法来解决这一问题。SVM是一种基于统计学习理论的模式识别方法,在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中表现出许多特有的优势,可以克服神经网络难以避免的问题^[3],利用SVM进行航空发动机气路故障诊断可获得较高的诊断准确率和抗噪能力,但是SVM故障诊断中个别样本被误判为相似故障类型的现象仍然不可避免,还需要进一步地诊断研究,而利用SNN可以解决这一问题。SNN是在协同学理论的基础上提出的一种竞争神经网络,它能够在数学意义上严格处理网络的行为^[4],不会出现伪状态,而且学习速度快,模式回想时间短。利用SNN可以确切诊断出航空发动机气路故障类型,但它要求原型模式数不能大于特征向量的维数,即故障类型数不能多于所选故障征兆量的个数,而对于航空发动机气路故障来说,这个条件是不能满足的。但基于SVM的故障诊断过程中出现的相似故障类型个数是很少的。由此,可以结合SVM和SNN两种方法对航空发动机进行故障诊断,利用SNN对SVM初步故障诊断中出现的相似故障进行区分,来进一步提高故障诊断准确率。

1 SVM

1.1 基本原理

SVM是根据统计学习理论提出的一种基于知识的智能分类算法,能够在只有少量故障数据的情况下自动建立良好的故障分类模型^[5]。航空发动机气路故障测量数据中含有噪声,输入空间不能线性可分,因此对于SVM分类问题而言,航空发动机气路故障分类属于非线性分类问题。

设两类问题训练样本集为

$$S = (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l)$$

其中 $x_i \in \mathbf{R}^n$, $y_i = \{1, -1\}$, $i = 1, \dots, l$ 。对于非线性分类问题,首先将输入样本 x 经非线性隐函数 $\phi(x)$ 投影到某个特征空间 F 。变换后在空间 F 的分类平面为

$$w^T \phi(x) + b = 0 \quad (1)$$

寻找最优参数对 (w, b) 的过程,可转换为下列的约束优化问题:

$$\min \Phi(w) = \frac{1}{2} w^T w \quad (2)$$

约束条件

$$y_i [w^T \phi(x_i) + b] \geq 1 \quad i = 1, \dots, l$$

引入拉格朗日乘子 $\{\alpha_i\}_{i=1}^l$ 后,优化方程为

$$\max Q(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(x_i, x_j)$$

约束条件

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \quad (0 \leq \alpha_i \leq c) \quad (3)$$

其中 c 为惩罚系数。由此所得分类超平面为

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i k(x, x_i) + b \quad (4)$$

这里通过选择恰当的核函数 $k(x_i, x_j)$ 来代替内积 $\phi(x_i)^T \phi(x_j)$, 可以隐式地将训练数据非线性映射到高维特征空间,以增强线性分类器的计算能力。其中常用的为径向基核函数

$$k(x_i, x_j) = \exp(-g \|x_i - x_j\|^2) \quad (5)$$

式中 g 为核函数参数。

支持向量机是针对两类分类问题提出来的,在处理航空发动机气路故障诊断的多分类问题时,需要构造多分类器,可以采用组合若干个二值分类器去构造多分类器的方法实现。本文采用 libsvm 工具箱中的一对一法来实现多种故障的分类,即在任意两类样本之间各设计一个 SVM 分类器,若有 Z 个故障类型的样本,则需要设计 $Z(Z-1)/2$ 个 SVM^[6]。在多类故障中,每两类之间训练一个 SVM 将彼此分开,当对一个预测样本进行分类时,两类之间比较获胜次数最多的类就是该故障测试样本所对应的故障类型。

1.2 SVM 参数选择

SVM 参数选择问题直接影响着 SVM 的性能,通过调节参数可以提高诊断准确率,降低错误率。在 SVM 分类问题中,需要确定取值的参数通常是核函数参数 g 和惩罚系数 c 。其中,核函数参数 g 主要影响的是样本数据在高维特征空间中分布的复杂程度;而惩罚系数 c 的作用是在确定的特征空间中调节学习机的置信范围和经验风险的比例以使学习及其推广的能力最好。因此要想获得优秀的 SVM 分类器,首先需要选择合适的 g 将数据映射到合适的特征空间,然后针对该确定的特征空间寻找合适的 c 以获得较好的推广能力,本文对航空发动机故障诊断 SVM 采用了以

下 3 种方法进行参数优化:

1) 交叉验证法选择最佳参数

交叉验证法是用来验证分类器性能的一种统计分析方法,基本思想是在某种意义下将原始数据进行分组,一部分作为训练集,另一部分作为验证集.首先用训练集对分类器进行训练,再利用验证集来测试训练得到的模型,以得到的分类准确率作为评价分类器的性能指标.

2) 遗传算法参数寻优

遗传算法是一种能够在复杂搜索空间快速寻求全局最优化的搜索技术,为解决 SVM 的参数选取问题提供了一条有效的途径.首先对 SVM 参数 c 和 g 进行二进制编码,并随机产生初始种群,然后对种群中的各染色体解码,获取 c 和 g 的值,运用训练样本集训练 SVM 分类模型,并计算测试样本集的识别率,以将其作为适应度函数值,最后判断遗传算法的停止准则是否满足,如果满足则停止计算,输出最优参数,否则执行选择、交叉和变异等操作以产生新一代种群,并开始新一代的遗传^[7].

3) 粒子群优化算法参数寻优

粒子群优化算法的基本方法是通过群体中个体之间的协作和信息共享来寻找最优解,与遗传算法相比,它没有选择、交叉和变异的操作.首先初始化粒子,并形成粒子群体,随机生成各粒子的初始速度,将每个粒子的个体极值设置为当前位置,全局极值设置为群体中最好粒子的当前位置,然后用训练集训练 SVM,用测试样本集的识别率作为适应度函数,计算每一个粒子的适应度值并对个体极值和全局极值进行更新,对粒子速度和位置进行进化,直到满足算法结束条件,最后输出最优参数^[8].

2 SNN

SNN 是一种在协同学原理基础上的模式识别网络,在图像处理和图像识别中已得到初步应用.根据协同学的基本思想,协同模式识别过程可以理解为若干序参量竞争的过程^[9].对于航空发动机故障识别模式 q 可以构造一个动力学方程,使 $q(0)$ 经过一个中间状态 $q(t)$ 进入到诸原型模式中的一个模式 v_k ,即这个原型模式与 $q(0)$ 最为靠近,该过程可以描述为 $q(0) \rightarrow q(t) \rightarrow v_k$,设原型模式数为 U ,状态向量的维数为 P ,为了满足原型模式之间线性无关的条件,要求 $U \leq P$.在本文中,即故障类型个数不能大于故障征兆量的个数,

此时,动力学方程描述如下^[10]:

$$\dot{q} = \sum_{k=1}^U \lambda_k (v_k^+ q) v_k - B \sum_{k \neq k'} v_k (v_k^+ q)^2 (v_k^+ q) - C q (q^+ q) + F(t) \quad (6)$$

式中 q 是以输入模式 $q(0)$ 为初始值的航空发动机测量参数向量; λ_k 为注意参数,只有它为正的时,模式才能被识别; v_k 为原型模式向量,对应于故障类型; v_k^+ 为 v_k 的伴随向量; B 和 C 为指定系数; $F(t)$ 为航空发动机非测量参数引起的涨落力,在这里可以忽略.其中, v_k 必须满足归一化和零均值条件,即 $\sum_{l=1}^P v_{lk} = 0$, $\|v_k\| = 1$. 伴随向量 v_k^+ 必须满足 $(v_k^+, v_{k'}^+) = v_k^+ v_{k'}^+ = \delta_{kk'}$, 式中 $v_{k'}$ 为归一化和零均值化后的原型航空发动机测量参数向量.

此处为了减少维数,引入序参量 $\xi_k = v_k^+ q$, 即为初始模式向量到伴随向量的投影^[11], 得到相应的序参量的动力学方程

$$\dot{\xi}_k = \lambda_k \xi_k - B \sum_{k \neq k'} \xi_k^2 \xi_k - C \left(\sum_{k'=1}^U \xi_k^2 \right) \xi_k \quad (7)$$

系统的稳定状态由下式决定:

$$\dot{\xi}_k = \xi_k (\lambda_k - D + B \xi_k^2) = 0 \quad (8)$$

其中

$$D = (B + C) \sum_{j=1}^U \xi_j^2$$

对于航空发动机故障诊断,设其故障类型数为 M , 测量参数个数为 N , 其中 $M \leq N$. 根据上述方程构造 SNN 结构, 建立故障诊断 SNN 如图 1 所示^[12]. 输入层为故障类型初始输入, 其神经元个数为 N ; 中间层为序参量的值, 神经元个数为 M ; 输出层为识别出的故障原型模式, 神经元个数为 N . 从网络输入层到中间层的连接权值为伴随向量分量 v_{kj}^+ , 从中间层到输出层的连接权值为原型向量分量 v_{jk} , 它们都是通过网络的训练获得的. 此网络具体运行过程如下:

1) 选取航空发动机气路各故障类型对应的训练样本, 并计算出满足归一化和零均值条件的原型模式向量 v_k , 此处本文通过采用 K-均值聚类法进行聚类, 得到的中心向量即为 v_k .

2) 利用伪逆法求得伴随向量 v_k^+ , 以获得网络输入层到中间层的连接权值.

3) 输入归一化和零均值化后的待诊断故障测量样本 $q'(0)$, 求出各故障类型对应的序参量 ξ_k 的初始值.

4) 将序参量按离散化后的式(8)进行演化, 即

$$\xi_k(n+1) - \xi_k(n) = \gamma[\lambda_k - D + B\xi_k^2(n)]\xi_k(n)$$

$$D = (B + C) \sum_{k=1}^M \xi_k^2 \quad (9)$$

其中 γ 为迭代步长,其大小决定了离散协同神经网络的稳定性.

5) 判断序参量 $\xi_k(t)$ 演化过程是否稳定,稳定后判断此测试样本对应的故障类型.

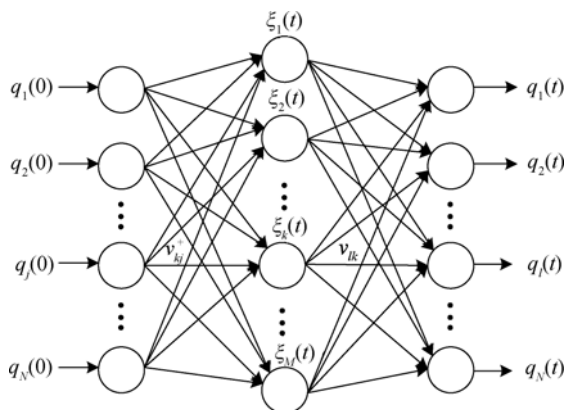


图 1 SNN 结构图

Fig. 1 Structure chart of SNN

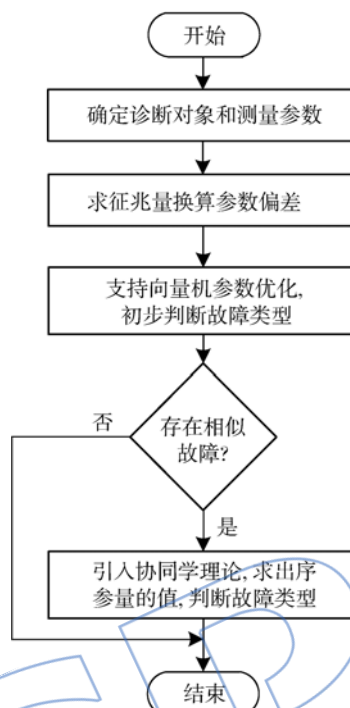


图 2 航空发动机气路故障诊断流程图

Fig. 2 Fault diagnosis flowchart of aero-engine gas path

3 航空发动机气路故障诊断实例分析

经过上述分析,可以总结出航空发动机气路故障诊断的流程图如图 2 所示,并根据实际故障数据对其进行实例分析,判断出正确的故障类型.本文中选取的航空发动机气路测量参数为高压转子转速 n_1 、低压转子转速 n_2 、风扇压比 π_f 、增压级压比 π_c 、压气机压比 π_b 、高压压气机进口总温 T_{25}^* 、低压涡轮排气温度 T_{5}^* 和耗油量 W_f .

3.1 基于 SVM 的航空发动机气路初步故障诊断

本文引用文献[13]中的表格 3-3 中的测量数据,并用 $F_1, F_2, \dots, F_{20}$ 表示这 20 种故障.为了显示基于 SVM 的故障诊断方法的抗噪能力,本文在这些数据的基础上对每个故障类型按式(10)叠加了 $L=0.1$ 的噪声信号,每个故障类型产生 10 个测试样本,总共得到 200 个测试样本.

$$\mathbf{x}_i = \mathbf{x}_i + L\sigma_i \times \text{randn}(1,10) \quad (10)$$

式中 L 表示噪声幅值水平; σ_i 为已知故障类型中各偏差的标准差;函数 randn 产生一个服从标准正态分布的随机数^[14].

对于 20 种故障的前 100 个样本作为训练集,后 100 个样本作为测试集,用训练集对 SVM 进行训练得到故障分类模型,再用得到的模型对测试集进行类型标签预测,判断对应的故障类型.本

文采用径向基核函数,并用 3 种 SVM 模型分别进行参数优化和故障诊断,得到相应的参数和诊断准确率如表 1 所示.由表 1 知,3 种 SVM 模型得到的诊断准确率都比较高,但此处遗传算法和粒子群优化算法寻优时间较长,因此对航空发动机气路故障诊断可选用交叉验证法对 SVM 进行参数寻优,得到故障测试集的分类情况如图 3 所示.从图中看出,大部分测试样本都能正确地判断对应的故障类型,诊断准确率为 96%,但有 4 个样本被误诊,分别为: F_5 的一个故障样本被误判为 F_6 , F_{11} 的一个故障样本被误判为 F_{17} , F_{16} 的一个故障样本被误判为 F_{11} , F_{17} 的一个故障样本被误判为 F_{12} ,由此初步判断 F_5 和 F_6 , F_{11} , F_{12} , F_{16} 和 F_{17} 属于相似故障.为了验证此种说法的正确性,本文对 F_{11} , F_{12} , F_{16} 和 F_{17} 的各 100 个样本进行 SVM 分类,被误判的故障样本数如图 4 所示,由图中看出一种故障类型的多个样本数被误判为其他 3 种故障,而且几乎所有的样本都没有超出这 4 种故障类型的范围,因此说明 F_{11} , F_{12} , F_{16} 和 F_{17} 的确属于相似故障,同样地, F_5 和 F_6 也属于相似故障.综上可知,航空发动机气路故障出现了相似故障难以区分的问题,还需要对其进一步地故障区分.

表 1 SVM 参数优化方法比较

Table 1 Comparison of SVM parameter optimization methods

优化方法	c	g	诊断准确率/%
交叉验证法	9.1896	27.8576	96
遗传算法	15.3921	26.1860	95
粒子群优化算法	11.1803	26.4706	95

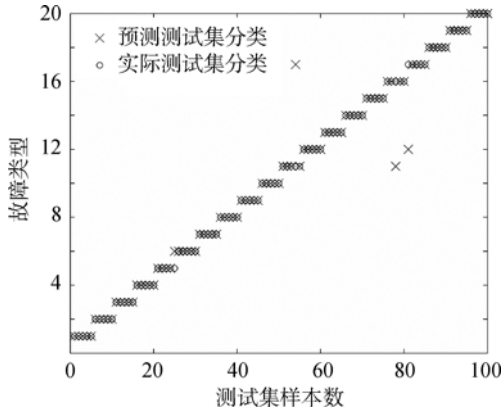


图 3 故障测试集的分类结果图

Fig. 3 Classification results of fault test set

$$\mathbf{v}_k^+ = \begin{bmatrix} -5.8361 & -0.1834 & 0.3296 & 7.8600 & -9.4453 & 0.9077 & 3.6780 & 2.0927 \\ -2.3387 & 0.0694 & 0.2404 & 2.6446 & -3.1957 & 0.1607 & 1.1162 & 0.8034 \\ -7.0001 & -0.1805 & 0.3897 & 9.2990 & -11.8574 & 1.0896 & 5.2494 & 2.8591 \\ -4.5764 & 0.0265 & 0.2382 & 5.6351 & -7.2251 & 0.5345 & 2.4075 & 1.2885 \end{bmatrix}^T$$

然后对 $\mathbf{v}_k$ 进行零均值化和归一化,得到原型向量 $\mathbf{v}_k'$,并根据伪逆法求得伴随向量 $\mathbf{v}_k^{+ [16]}$.

$$\mathbf{v}_k^+ = \begin{bmatrix} 2.0677 & -8.6819 & 0.6241 & 5.5581 \\ -26.2815 & -0.2707 & 5.0821 & 21.4846 \\ -9.2719 & 3.0016 & 0.8799 & 5.4356 \\ 22.5665 & -1.6152 & -13.9661 & -6.4582 \\ 13.8274 & 5.2895 & -6.4247 & -13.3465 \\ 2.6635 & -5.0896 & -3.3672 & 5.8428 \\ -8.1649 & 0.0970 & 12.9289 & -4.5853 \\ 2.5931 & 7.2693 & 4.2429 & -13.9310 \end{bmatrix}^T$$

以图 3 中实际故障类型 F_{11} 的一个测试样本有可能误判为 F_{17} 为例,便可对这个测试样本求序参量,判断出正确的故障类型.

对于 F_{11} 测试样本

$$\mathbf{q}_1' = (-5.8840 \quad 0.0125 \quad 0.6175 \quad 7.9865 \quad -9.4457 \quad 1.3850 \quad 3.8228 \quad 2.1384)^T$$

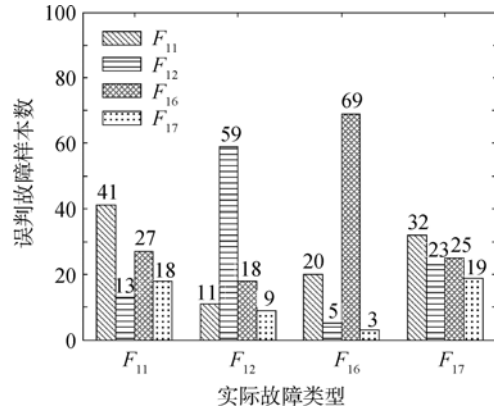


图 4 相似故障误判样本个数统计

Fig. 4 Number of misjudged similar fault samples

3.2 SNN 区分相似故障

利用协同学方法可以区分航空发动机初步故障诊断过程中出现的相似故障.根据上述 SNN 的运行过程,首先对这 4 种故障类型的 100 个样本用 K-均值聚类算法进行聚类^[15],得到各类的中心向量,即 4 个原型向量的初始值 $\mathbf{v}_k$ 为

对其进行零均值化、归一化,得

$$\mathbf{q}_1'(0) = (-0.4089 \quad -0.0007 \quad 0.0212 \quad 0.5620 \quad -0.6505 \quad 0.0702 \quad 0.2570 \quad 0.1497)^T$$

计算各个序参量值组成的向量

$$\xi(0) = \mathbf{v}_k^+ \mathbf{q}_1'(0) = (1.1433 \quad 0.0207 \quad -0.1893 \quad 0.0251)^T$$

此序参量的演化过程曲线如图 5 所示,故障类型 F_{11} 对应的序参量值最大,它在竞争中获胜;而 F_{17} 在竞争中逐渐削弱,这样两种相似故障就区分开来,并判断出此测试样本对应的故障类型为 F_{11} .显然,这个结果是正确的.同理,对于其他被误判的测试样本,也可以准确地判断出对应的故障类型,最终诊断准确率达到 100%.因此,利用协同学理论区分航空发动机气路的相似故障是合理的.

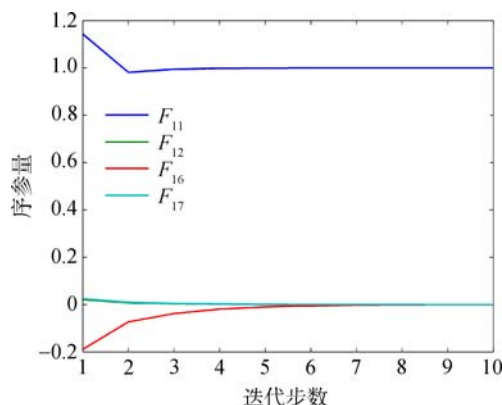


图5 序参量演化过程曲线

Fig.5 Order parameter evolutionary process curves

4 结 论

本文利用优化后的 SVM 和 SNN 的方法对航空发动机气路进行故障诊断,解决了相似故障区分困难的问题.通过实例验证,经过参数优化后的 SVM 故障分类器具有较好的故障诊断能力和抗噪能力,并能很好地统计出航空发动机气路故障中出现的相似故障,而且通过协同神经网络运行原理求取序参量的值便可快速准确地判断出测试样本对应的故障类型,对航空发动机安全可靠运行具有重要意义.

参考文献:

- [1] 李一波,张光明,蒋丽英.航空发动机气路故障诊断技术研究现状[J].燃气轮机技术,2009,22(3):10-15.
LI Yibo, ZHANG Guangming, JIANG Liying. Research of aero-engine gas path fault diagnosis technology[J]. Gas Turbine Technology, 2009, 22(3): 10-15. (in Chinese)
- [2] 邓明,金业壮.航空发动机故障诊断[M].北京:北京航空航天大学出版社,2012.
- [3] 张学工.关于统计学习理论与支持向量机[J].自动化学报,2000,26(1):32-42.
ZHANG Xuegong. Introduction to statistical learning theory and support vector machines[J]. Acta Automatica Sinica, 2000, 26(1): 32-42. (in Chinese)
- [4] 高隽.人工神经网络原理及仿真实例[M].北京:机械工业出版社,2003.
- [5] 易辉,宋晓峰,姜斌,等.基于结点优化的决策导向无环图支持向量机及其在故障诊断中的应用[J].自动化学报,2010,36(3):427-432.
YI Hui, SONG Xiaofeng, JIANG Bin, et al. Support vector machine based on nodes refined decision directed a cyclic graph and its application to fault diagnosis[J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(3): 427-432. (in Chinese)
- [6] 徐启华,师军.基于支持向量机的航空发动机故障诊断[J].航空动力学报,2005,20(2):298-302.
- [7] 陈果.基于遗传算法的支持向量机分类器模型参数优化[J].机械科学与技术,2007,26(3):347-350.
CHEN Guo. Optimizing the parameters of support vector machine's classifier model based on genetic algorithm[J]. Mechanical Science and Technology, 2007, 26(3): 347-350. (in Chinese)
- [8] 邵信光,杨慧中,陈刚.基于粒子群优化算法的支持向量机参数选择及其应用[J].控制理论与应用,2006,23(5):347-350.
SHAO Xinguang, YANG Huizhong, CHEN Gang. Parameters selection and application of support vector machines based on particle swarm optimization algorithm[J]. Control Theory and Applications, 2006, 23(5): 347-350. (in Chinese)
- [9] 刘秉瀚,王伟智,方秀端.协同模式识别方法综述[J].系统工程与电子技术,2003,25(6):758-762.
LIU Binghan, WANG Weizhi, FANG Xiuduan. A survey of the synergetic algorithm for pattern recognition[J]. Systems Engineering and Electronics, 2003, 25(6): 758-762. (in Chinese)
- [10] Olemskoi A I, Khomenko A V. Synergetic theory for a jamming transition in traffic flow[J]. Physical Review E: Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics, 2001, 63(3):36116.1-36116.4.
- [11] Cerra D, Muller R, Reinartz P. A classification algorithm for hyperspectral images based on synergetics theory[J]. Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2013, 51(5):2887-2898.
- [12] Nakagawa M. A circularly connected synergetic neural network[J]. IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences, 2000, E83-A(5):909-922.
- [13] 彭淑宏.航空发动机气路故障诊断技术研究[D].上海:上海交通大学,2012.
PENG Shuhong. Study on gas path fault diagnosis technology of aeroengine[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2012. (in Chinese)
- [14] 张凤鸣,惠晓滨.航空装备故障诊断学[M].北京:国防工业出版社,2010.
- [15] 董火明,高隽,陈定国,等.协同神经网络聚类型学习算法[J].合肥工业大学学报,2002,25(4):492-495.
DONG Huoming, GAO Jun, CHEN Dingguo, et al. Cluster learning algorithm of synergetic neural network[J]. Journal of Hefei University of Technology, 2002, 25(4): 492-495. (in Chinese)
- [16] 潘连荣.基于协同学理论的变压器故障诊断研究[D].天津:天津大学,2008.
PAN Lianrong. Research on the transformer fault diagnosis based on synergetic theory[D]. Tianjin: Tianjin University, 2008. (in Chinese)