

基于信息熵和 SVM 多分类的 飞机液压系统故障诊断

窦丹丹, 姜洪开, 何毅娜

(西北工业大学 航空学院, 陕西 西安 710072)

摘要: 飞机液压系统是典型的非线性系统, 故障机理复杂, 提取故障信息困难, 且故障样本较少。针对飞机液压系统部件故障, 文章采用了基于信息熵特征权值分配和支持向量机(SVM)多分类的故障诊断方法。先提取飞机液压系统压力信号的统计特征, 然后通过计算特征信息熵为特征分配相应权值, 将权值较大的特征作为支持向量机的输入向量, 最后建立 SVM 多分类器将正常与多种故障状态进行分类; 所采用的方法不仅有效降低了支持向量机模型的计算复杂度, 而且提高了分类精度。通过建立飞机起落架收放系统仿真模型, 对该故障诊断方法进行了验证研究。仿真结果表明, 该方法选用高斯径向基核函数能够有效对液压系统进行故障诊断。

关键词: 飞机液压系统, 信息熵, 特征权值, 支持向量机多分类, 故障诊断

中图分类号: TH 113.1; TN 911.7 文献标识码: A 文章编号: 1000-2758(2012)04-0529-06

液压系统是飞机最重要的系统之一, 作用于飞机起落架收放、刹车及舵面操纵等关键部位, 在飞行及着陆阶段使用频繁, 并且对飞机的操纵性和安全性影响很大, 飞机上机械设备故障的发生半数以上都与液压系统有关。因此为了保障飞机液压系统的可靠性和安全性, 必须对飞机液压部件进行实时故障检测和诊断, 以便及时发现故障, 并进行有效处理^[1]。

目前液压系统的故障诊断方法从基于信号分析方法向基于人工智能的方法迅速发展, 支持向量机(Support Vector Machine, SVM)作为一种结构风险最小化的机器学习和模式识别方法, 在样本非线性和高维模式识别方面有独特优势, 具有直观的几何解释和良好的泛化能力, 已经成功应用于分类、模式识别等问题^[2], 如机械故障诊断、图像识别等。但是如果缺少了对样本有效的特征选择, 支持向量机在分类时往往会出现训练时间过长以及较低的分类准确率, 这恰恰是由于支持向量机无法利用混乱的样本分类信息而引起的, 因此选择有效的特征向量作为支持向量机的学习样本是影响 SVM 分类性能的重要因素^[3]。

本文应用信息熵特征权值分配方法选取飞机液压仿真模型的特征向量, 并采用支持向量机多分类对仿真样本进行分类, 实现飞机液压系统的故障诊断。

1 支持向量机原理

1.1 支持向量机二分类原理^[4]

对于线性可分的样本集 $(x_i, y_i) i = 1, 2, \dots, n$, $x \in R^d$, $y \in \{+1, -1\}$ 为类别标签。可得到分类面方程为

$$f(x) = w^T \cdot x + b = \sum_{j=1}^M w_j x_j + b = 0 \quad (1)$$

w 是 M 维空间向量, b 是标量, w 和 b 可以确定分类面的位置。所构造的分类面要将两类样本明显的分开, 满足

$$\begin{aligned} f(x_i) &= 1 & \text{if } y_i &= 1, \\ f(x_i) &= -1 & \text{if } y_i &= -1 \end{aligned} \quad (2)$$

基于结构风险最小化原则, 在将两类样本正确分开的条件下, 使分类间隔最大。分类面就位于两条边界线的中间, 用来确定边界线的点称为支持向

收稿日期: 2011-09-20

作者简介: 窦丹丹(1986—), 女, 西北工业大学硕士研究生, 主要从事飞行器健康监控的研究。

基金项目: 国家自然科学基金(50975231)资助

量。支持向量确定后,其它的样本就不再需要。根据几何学的知识,两条边界线的长度为 $\|w\|^{-2}$ 。

考虑到干扰因素,引入松弛变量 ξ 和惩罚系数 C ,最优分类面的确定可转化为以下最优问题的求解,在下式

$$\begin{cases} y_i(w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i, i = 1, \dots, M, \\ \xi_i \geq 0, i = 1, \dots, M \end{cases} \quad (3)$$

的约束下,求函数

$$\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^M \xi_i \quad (4)$$

的最小值。

这个约束优化问题可以通过构造 Lagrange 函数求解,构造 Lagrange 函数如下

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^M \alpha_i y_i (w \cdot x_i + b) + \sum_{i=1}^M \alpha_i \quad (5)$$

求解 Lagrange 函数的最小值,对上述函数关于 w 和 b 求其最小值,这个最小值必在鞍点处求得。须满足如下条件

$$\frac{\partial L}{\partial w} = 0, \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \quad (6)$$

求解得到

$$w = \sum_{i=1}^M \alpha_i y_i x_i, \sum_{i=1}^M \alpha_i y_i = 0 \quad (7)$$

代入(5)式中得

$$L(\alpha) = \sum_{i=1}^M \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=0}^M \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i \cdot x_j \quad (8)$$

其中系数 α_i 满足 $\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0, \alpha_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n$ 。

至此,基于最优分类面参数建立分类判别函数

$$f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i,j=1}^M \alpha_i y_i (x_i x_j) + b \right) \quad (9)$$

根据式中 $f(x)$ 的值,就可以判断 x 所属类别。

推广到非线性情况,用非线性向量 $\Phi(x) = (\phi_1(x), \dots, \phi_l(x))$ 将 n 维输入向量 x 映射到 l 维特征空间,将分类数据映射到高维特征空间,使其线性可分。

相应的分类决策函数为

$$f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i,j=1}^M \alpha_i y_i (\Phi^T(x_i) \cdot \Phi(x_j)) + b \right) \quad (10)$$

引入核函数 $K(x_i \cdot x)$ 解决上式中高维计算引发计算复杂和过学习问题。只要在输入空间找到一

个满足 Mercer 条件的适当的核函数 $K(x_i \cdot x)$,就可以用该核函数来代替高维特征空间的内积运算,所构造的最优分类面的决策函数为

$$f_F(x) = \text{sign} \left[\sum_{i,j} y_i \alpha_i^* K(x_i \cdot x) + b^* \right] \quad (11)$$

常用的核函数有:

线性核函数

$$K(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j) \quad (12)$$

高斯径向基核函数

$$K(x_i, x_j) = \exp \left[-\frac{|x_i - x_j|^2}{2\sigma^2} \right] \quad (13)$$

式中 σ 是样本的方差。

Sigmoid 核函数

$$K(x_i, x_j) = \tanh [g(x_i \cdot x_j) - h] \quad (14)$$

它构成多层感知器神经网络,其中参数 g 为比例因子, h 为偏移因子。

1.2 支持向量机多分类原理

多分类法主要有:一对一、一对多和有向无环图。其中一对一分类法是较好的多分类法,适用于工程应用,且计算效率较高,使故障分类判别更趋合理化。

本文使用的是一对一分类法^[5]。对于 k 分类问题,将 k 类训练样本两两组合,共可构建 $M = k(k - 1) / 2$ 个训练集,分别使用 SVM 二分类算法对训练集进行学习,产生 M 个分类器。即在式

$$(w^{ij})^T \Phi(x_i) + b^{ij} \geq 1 - \xi_i^{ij} \text{ if } y_i = i \quad (15)$$

$$(w^{ij})^T \Phi(x_i) + b^{ij} \leq -1 + \xi_i^{ij} \text{ if } y_i = j \quad (16)$$

$$\xi_i^{ij} \geq 0, j = 1, \dots, l \quad (17)$$

的条件下,求解下式

$$\frac{1}{2} \|w^{ij}\|^2 + C \sum_i \xi_i^{ij} (w^{ij})^T \quad (18)$$

的最小值。

在对测试样本的分类中采用“投票法”:将测试样本输入由 k 类中第 i 类样本和第 j 类样本构造的二分类器中;计算 $\text{sign}((w^{ij})^T \Phi(x) + b^{ij})$,如果样本 x 输出结果判定为 i 类,则给 i 类加一票,若输出结果判定为 j 类,则给 j 类加一票。所有 $k(k - 1) / 2$ 个二分类器对测试样本分类后, k 类中哪一类得票最多,就判定测试样本属于哪一类。

2 信息熵特征权值分配

为分类器的输入特征分配合适的权值,不仅体

现出不同特征在分类中的重要性,也更有利于提高分类的准确性。各个输入特征对于分类的贡献程度也有所不同,为更好地反映出故障与正常样本之间的差异,使分类器做出正确分类,在分类前,先采用信息熵方法为特征向量进行权值分配。

信息熵是用于度量系统有序性的一个概念,系统越有序,信息熵就越小。某一事物状态不确定性的概率大小,与该事物可能出现的状态数目以及各状态出现的概率有关。若存在概率分布 $P = (P_1, P_2, \dots, P_L)$, 则其信息熵 Entropy 的定义为

$$\text{Entropy} = - \sum_{i=1}^L P_i \log_2 P_i \quad (19)$$

式中, L 为区间个数; P_i 为第 i 个区间包含样本点占总样本点的比重,即样本点落入第 i 个区间的概率。

信息熵的大小与概率分布有关,概率分布越接近,则信息熵值越大,因此利用信息熵可以衡量样本序列的不平稳程度^[6]。所以,选择信息熵小的特征,也就是选择平稳程度较好的特征向量作为分类器的输入向量,可以提高分类器的分类精度。

利用信息熵来对属性特征进行权值分配,首先计算出所有特征样本的信息熵^[7]

$$\text{Entropy}(S) = - \sum_{i=1}^c P_i \log_2 P_i \quad (20)$$

c 表示类的个数, P_i 是 S 属于第 i 类的概率。

再分别计算每个特征单独作为分类特征的信息熵

$$\text{Entropy}(A_i) = - \sum_{v \in \text{Value}(A_i)} \frac{|S_v|}{|S|} \text{Entropy}(S_v) \quad (21)$$

式中, A_i 为特征向量, S 表示所有的类, $\text{Value}(A_i)$ 是特征 A_i 可能取到的所有值, S_v 是特征 A_i 取 v 时 S 的子集。

将每个特征的信息熵与所有样本的信息熵的差值,作为该特征的权值 $R(A_i)$,以表示其对分类的贡献。

$$R(A_i) = \text{Entropy}(S) - \text{Entropy}(A_i) \quad (22)$$

3 飞机液压系统故障诊断

本文采用基于信息熵和支持向量机多分类的飞机液压系统故障诊断方法包括以下两个过程。

3.1 故障特征向量选择和权值分配

假设某飞机液压系统故障的泵出口压力信号提

取的数据表示为 X , 首先将这些数据进行分段,得到 $\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, 分别求出每段 x_i 的标准差、方差、均值、标准误差、偏斜度、峭度、域值、中值、总和、最大值和最小值等统计特征,组成特征向量。

采用信息熵方法对特征向量进行权值分配,再将权值较大的特征作为支持向量机的输入: 首先对所有状态对应的样本统计特征计算其总的信息熵 $\text{Entropy}(S)$, 再对每个特征向量计算其特征信息熵 $\text{Entropy}(A_i)$, 便可得到各个特征向量的权值

$$R(A_i) = \text{Entropy}(S) - \text{Entropy}(A_i)$$

将特征权值较大的特征组成特征向量,作为分类器的输入。

3.2 故障分类

将支持向量机作为故障分类器对测试故障进行分类,以判断测试故障属于何种故障。该分类算法如下:

- 1) 将特征向量的所有样本分成两部分: 训练集和测试集,并相应地给出类别标签;
- 2) 对数据进行预处理: 将训练集和测试集分别进行归一化处理到 $[0, 1]$ 之间;
- 3) 在 $2^{-10} \sim 2^{10}$ 之间,利用交叉验证选择最佳的 SVM 模型参数惩罚系数 C 和核函数参数 g (针对高斯径向基核函数和 Sigmoid 核函数);
- 4) 将训练集数据和训练标签分别作为支持向量机模型的输入和输出,进行训练,得到支持向量机模型,并通过比较训练精度找到最佳的核函数;
- 5) 用训练好的模型预测测试集的类别标签,得到相应的系统故障,并计算测试集分类精度。

4 仿真研究

4.1 仿真建模及结果

本文仿真的对象是某型飞机液压系统起落架收放系统^[8],在 AMESim 8.0 仿真平台下建立液压系统仿真模型,建立的模型如图 1 所示。

建立好模型后,本文按照飞机液压系统相关资料输入相应参数,见表 1: 其中液压泵采用恒压变量泵; 液压蓄能器采用忽略热交换的液压蓄能器; 电磁阀模型采用三位四通电液比例阀(Y型), 阀芯在中位时 B-A-T 三口相通, P 口断开,当电磁阀不工作时,避免起落架作动筒由于温度变化而产生腔内油压过高。

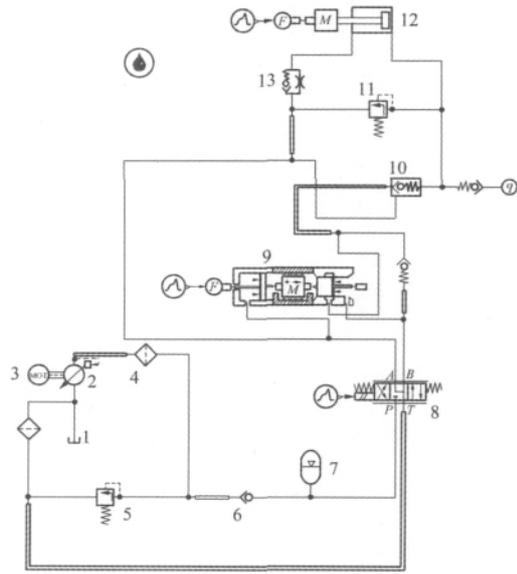
表1 起落架收放系统仿真模型参数设置

子模型	参数设置
液压泵	泵实际排量 3cc/rev 轴转速 4 000 rev/min 机械效率 0.95 流速比例因素 1 压差比例因素 1
液压马达	轴转速 4 000 rev/min
油箱	油液密度 850 kg/cm ³ 油温 40℃
油滤	绝对粘度 51 cP 孔径 5 mm 最大流量系数 0.7 临界流数 2 320
液压蓄能器	绝热指数 1.4 预充气体压力 118 bar 初始压力 152 bar 蓄能器容积 1 L
开锁作动筒	活塞直径 10 mm 杆直径 5 mm 最大流量系数 0.7
电磁阀	各段通道流量 50 L/min 各段通道压降 2.5 bar 自然频率 80 Hz 阻尼率 0.8 额定电流 40 mA
作动筒	活塞直径 65 mm 杆直径 35 mm 活塞行程 0.554 m 端口1死容积 76.3 cm ³ 端口2死容积 63.4 cm ³ 运动部件总质量 2.8 kg 杆速度 305.7 m/s
溢流阀 5	阀开启压力 300 bar 阀流量压力梯度 1 (L·min ⁻¹)/bar
溢流阀 11	阀开启压力 200 bar 阀流量压力梯度 1 (L·min ⁻¹)/bar

模型建立完成后,运行该模型,得到液压泵输出压力随时间变化曲线如图2所示。在5s时,由于电磁阀的完全开启导致泵输出压力有一个突变信号出现。

4.2 故障诊断

飞机液压系统中各种可能的故障可以通过改变仿真模型的物理参数来设置。飞机液压系统的泄漏故障可通过增大泄漏系数来表示,将模型泄漏系数设置为0.03;油滤堵塞故障可以通过减小油滤的等



1-油箱 2-液压泵 3-液压马达 4-油滤 5、11-溢流阀 6-单向活门 7-蓄压器 8-电磁控制阀 9-开锁作动筒 10-液压锁 12-作动筒 13-单向节流阀

图1 飞机起落架收放系统仿真模型

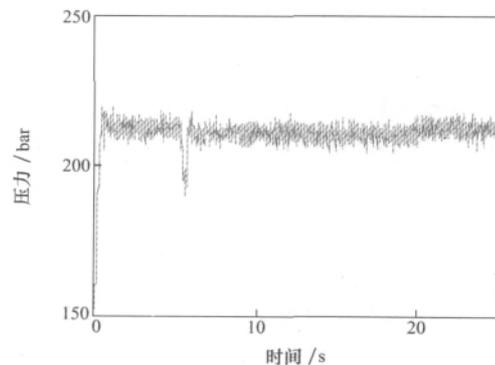


图2 飞机液压系统正常情况下泵输出压力仿真结果

效孔径来表示,相应的将油滤等效孔径设置为3mm。当系统模型的所有参数与表1中参数设置一致时,为正常状态。

本文要监测和采集的数据是飞机液压系统的液压泵出口压力信号,以飞机起落架放下过程为仿真的工作过程,仿真时间为25s,数据从5~20s之间采集,采样间隔为0.01s,在正常、液压缸泄漏和油滤堵塞3种状态下各采集1500个样本。将3种状态的样本数据导入,从中各选取1024个样本,将其分成16段,每段64个样本,分别求出每段样本的标准差、标准误差、方差、均值、偏斜度、峭度、域值、中值、总和、最大值、最小值共11个特征。

利用公式(20)计算飞机液压系统泵出口压力的所有特征的信息熵为1.585。利用公式(21)、(22)计算每个特征信息熵和相应的特征权值,如表2所示。

表2 特征信息熵计算结果

特征	信息熵	特征权值
标准差	1.324	0.261
标准误差	1.215	0.370
方差	1.059	0.526
均值	0.661	0.924
偏斜度	0.718	0.867
峭度	0.944	0.641
值域	1.025	0.560
中值	0.667	0.918
总和	0.661	0.924
最大值	0.708	0.877
最小值	0.667	0.918

从表中可以得出,特征权值在0.9以上的共有4个特征,分别为均值、中值、总和及最小值。它们是平稳程度较好的特征,能够反映出正常与故障样本间的差异,使分类器做出正确的分类。因此将这4个特征组成特征向量,作为支持向量机的输入。这一方法剔除了样本的冗余信息,选择了合适的特征向量,减少了样本数量,有效降低了支持向量机模型建立的计算复杂度。

正常、泄漏和油滤堵塞3种状态下各16个样本,其中9个作为训练样本,另外7个作为测试样本,建立这3种状态的多分类器。将所有的数据经过归一化预处理后,本文选用高斯径向基函数作为核函数,建立SVM多分类模型,并与另两种核函数的分类效果进行对比。经计算得到SVM多分类的模型参数 $C=0.001$, $g=16$ 以及训练精度,再将测

试样本集输入到模型中计算测试样本的标签,并计算出测试精度,其结果如表3所示:

表3 SVM不同核函数训练精度和测试精度对比

核函数	高斯径向基	线性	Sigmoid
训练精度	100% (27/27)	62.963% (17/27)	29.6296% (8/27)
测试精度	100% (21/21)	66.6667% (14/21)	33.3333% (7/21)

从表3中可以看到,具有高斯径向基核函数的SVM多分类器的训练精度和测试精度均为100%,具有很好的分类效果,线性核函数和Sigmoid核函数的训练精度和测试精度比较低;将正常、液压缸泄漏和油滤堵塞3种状态直接分类,体现出SVM多分类器的优越性。本文所用的故障诊断方法能够有效诊断出仿真试验中设置的故障。

5 结论

本文采用基于信息熵特征权值分配和SVM多分类的故障诊断方法进行飞机液压系统故障诊断。该方法用信息熵对从原始数据中提取的特征向量进行权值分配,将权值较大的统计特征作为SVM分类器的输入特征向量进行分类,判断系统的故障类型和状态。仿真研究中,对数据的每个统计特征计算特征权值,选择出较为重要的特征作为故障特征向量,建立SVM多分类器,对测试故障进行分类,结果表明测试故障都得到了正确的分类。同时,通过几种核函数的分类性能对比,证明了所选用的高斯径向基核函数分类效果的优越性。通过建立飞机液压系统起落架收放系统仿真,对提出的故障诊断方法进行了验证研究。结果表明,该方法能够有效地对飞机液压系统进行故障诊断。

参考文献:

- [1] 赵四军,王少萍,尚耀星. 航空液压泵柱塞游隙增大故障诊断. 北京航空航天大学学报, 2010, 36(3): 261-264
Zhao Sijun, Wang Shaoping, Shang Yaoping. Fault Diagnosis for Piston Head Looseness of Aero Hydraulic Pump. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2010, 36(3): 261-264 (in Chinese)
- [2] 刘本德,胡昌华,蔡艳宁. 基于聚类和SVM多分类的容差模拟电路故障诊断. 系统仿真学报, 2009, 21(20): 6479-6482
Liu Bende, Hu Changhua, Cai Yanning. Fault Diagnosis of Analog Circuits with Tolerance Based on Clustering and SVM Multi-Classification. Journal of System Simulation, 2009, 21(20): 6479-6482 (in Chinese)
- [3] Saimurugan K I, Ramachandran V S. Multi Component Fault Diagnosis of Rotational Mechanical System Based on Decision Tree

- and Support Vector Machine. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38: 3819-3826
- [4] Steve R Gunn. Support Vector Machines for Classification and Regression. Technical Report of Faculty of Engineering and Applied Science Department of Electronics and Computer Science, University of Southampton, 1998
- [5] Achmad Widodo, Yang Bosuk. Support Vector Machine in Machine Condition Monitoring and Fault Diagnosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21: 2560-2572
- [6] 韩中合, 朱霄珣. 基于信息熵的支持向量回归机训练样本长度选择. *中国电机工程学报*, 2010, 30(20): 112-116
Han Zhonghe, Zhu Xiaoxun. Selection of Training Sample Length in Support Vector Regression Based on Information Entropy. *Proceedings of the CSEE*, 2010, 30(20): 112-116 (in Chinese)
- [7] Sugumaran V, Muralidharan V, Ramachandran K I. Feature Selection Using Decision Tree and Classification through Proximal Support Vector Machine for Fault Diagnostics of Roller Bearing. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21: 930-942
- [8] 吴亚锋, 郭军. 基于 AMESim 的飞机液压系统仿真技术的应用研究. *沈阳工业大学学报*, 2007, 29(4): 368-371
Wu Yafeng, Guo Jun. Research on Simulation Technique Based on AMESim for Aircraft Hydraulic System. *Journal of Shenyang University of Technology*, 2007, 29(4): 368-371 (in Chinese)

Effectively Diagnosing Faults for Aircraft Hydraulic System Based on Information Entropy and Multi-Classification SVM

Dou Dandan, Jiang Hongkai, He Yina

(College of Aeronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: Aircraft hydraulic system is a typical nonlinear system; it is difficult to extract the fault information, the failure mechanism is complex, and fault samples are few. Sections 1 through 4 of the full paper explain the diagnosis mentioned in the title, which we believe is effective and whose core consists of "In accordance with the component faults for aircraft hydraulic system, we adopt the model of support vector machine (SVM) for multi-classification of faults using statistical features extracted from pressure signals under good and faulty conditions of hydraulic system. Feature entropy algorithm is used to distribute weights for selecting the prominent features. These features are given as inputs for training and testing the model of SVM. The method not only effectively solves the SVM problem of dimensionality but also improves the classification efficiency and accuracy. By establishing a simulation model of landing gear system, the fault diagnosis method is validated." The simulation results in Table 3 and their analysis show preliminarily that our method can indeed effectively diagnose the faults of the aircraft hydraulic system.

Key words: aircraft, algorithms, diagnosis, efficiency, entropy, feature extraction, flowcharting, mathematical models, measurements, nonlinear systems, statistics, support vector machines; aircraft hydraulic system, fault diagnosis, information entropy, multi-classification SVM