

# 基于支持向量机的直升机旋翼不平衡故障分类研究

高亚东 邓升平

(南京航空航天大学直升机旋翼动力学重点实验室, 南京, 210016)

**摘要:**提出一种利用支持向量机进行直升机旋翼不平衡故障诊断的方法,建立了用于直升机旋翼不平衡故障识别的支持向量机诊断模型,进行了直升机旋翼不平衡故障模拟试验,分别采集了在旋翼配重不平衡、桨距不平衡、后缘调整不平衡和正常状态下的试验台体振动信号,并对其进行了功率谱分析。采用基于支持向量机的诊断模型对旋翼不平衡故障进行了故障分类识别,并与基于径向神经网络的诊断模型进行了故障识别效果对比。结果表明基于支持向量机的诊断方法在小样本条件下,对旋翼不平衡故障具有良好的识别能力。

**关键词:**直升机旋翼;故障诊断;支持向量机;核函数

中图分类号:V211.52

文献标识码:A

文章编号:1005-2615(2011)03-0435-04

## Unbalance Fault Identification of Helicopter Rotor Using Support Vector Machine

Gao Yadong, Deng Shengping

(Science and Technology on Rotorcraft Aeromechanics Laboratory, Nanjing University  
of Aeronautics & Astronautics, Nanjing, 210016, China)

**Abstract:** A method is presented for diagnosis of helicopter rotor unbalance by using support vector machine (SVM). A diagnosis model based on SVM is established and a model test is conducted on the rotor unbalance composed of blade mass unbalance, blade pitch unbalance and trailing edge flap unbalance. The vibration signals from the rotor test are acquired and analyzed. The SVM-based diagnosis model is employed to identify the rotor unbalance faults and compared with the diagnosis model based on RBF neural network. The results show that the SVM-based diagnosis model is effective in diagnosing the unbalance faults of helicopter rotor with small samples.

**Key words:** helicopter rotor; fault diagnosis; support vector machine(SVM); kernel function

直升机旋翼是直升机主要的振源之一,也是直升机故障高发区。因此,作为直升机的关键部件,对旋翼进行常见故障监测与诊断是非常必要的。本文仅用直升机机体振动信号来诊断旋翼不平衡故障<sup>[1]</sup>,而旋翼不平衡故障和机身振动信号之间具有复杂的非线性关系,采用传统的线性模型是不可行的, Chopra 等人提出了基于人工神经网络的诊断方法<sup>[2-6]</sup>。尽管神经网络具有强大的非线性映射能力和良好的学习能力,但也存在一些不足,如收敛

速度慢、需要大量的故障数据样本等。支持向量机(Support vector machine, SVM)是 Cortes 和 Vapnik 根据统计学理论于1995年首先提出的,它是建立在统计学习理论的VC维理论和结构风险最小原理基础上的,在解决小样本、局部极小点、非线性及高维模式识别中表现出许多特有的优势,并能够推广应用到分类、函数拟合等其他机器学习问题中。SVM在解决小样本数据集以及非线性问题上具有独特的优势,在国内外引起高度重视,并已得到

**基金项目:**直升机旋翼动力学重点实验室基金(9140C4004010805)资助项目;中航工业集团公司“十一五”预研基金(62001020101)资助项目。

**收稿日期:**2010-11-16; **修订日期:**2011-04-06

**通讯作者:**高亚东,男,副教授,1975年生, E-mail:gydae@nuaa.edu.cn。

广泛应用<sup>[7-8]</sup>,如应用于人脸识别、内燃机和汽轮机组的故障诊断<sup>[9-10]</sup>。SVM在直升机旋翼不平衡故障诊断上的研究比较少,本文将提出基于SVM的直升机旋翼不平衡故障诊断方法,利用直升机旋翼不平衡故障的试验数据,采用基于SVM的旋翼故障识别方法对旋翼不平衡进行故障诊断。

## 1 支持向量机方法

支持向量机是从线性可分情况下的最优分类面发展而来<sup>[11]</sup>,基本思想可用图1的二维分类情况说明。图1中方形点和圆形点分别代表两类样本, $H$ 为分类线, $H_1, H_2$ 分别为过两类中离分类线 $H$ 最近的样本且平行于分类线 $H$ 的直线,它们之间的距离称为分类间隔。所谓最优分类线就是要求分类线不但能将两类正确分开,而且使分类间隔最大。推广到高维空间,最优分类线就成为最优分类面。

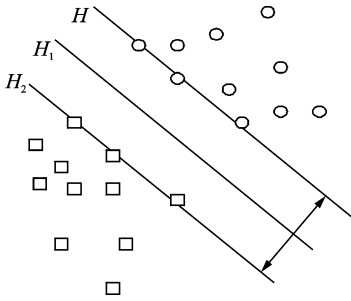


图1 支持向量机最优分类面

对训练样本集 $\{(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, l\}$ ,其中 $y_i \in \{-1, 1\}$ 是样本指标集, $l$ 为样本数, $x_i \in \mathbf{R}^n$ , $n$ 为输入维数。对此样本集假设可以得到分类超平面 $H: \mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b = 0$ ,该超平面可以将两类样本分开。在分类面上的点 $x_i$ 满足

$$\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b = 0 \quad (1)$$

式中: $\mathbf{w}$ 为超平面的法向量,也为分类器的权向量; $b$ 为偏置量。

将样本集完全分开为如下两类

$$\begin{cases} \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b \geq +1 & y_i = +1 \\ \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b \leq -1 & y_i = -1 \end{cases} \quad (2)$$

而分类超平面 $H$ 的分类间隔

$$M = \frac{2}{\sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{w}}} = \frac{2}{\|\mathbf{w}\|} \quad (3)$$

为使分类器分类错误率最小,分类超平面的分类间隔 $M$ 应最大,即 $\|\mathbf{w}\|$ 最小,由于 $\|\mathbf{w}\|$ 为正,与 $\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2$ 等价,构造 $\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2$ 的目的是简化下面

的二次规划问题的运算。

$$f(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \quad (4)$$

由于最优函数为二次型,约束为线性,因此上面的问题转化为二次规划问题,使用拉格朗日因子法求解,得到

$$\text{Max } H(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j) \quad (5)$$

$$\text{Subject to } \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \quad \alpha_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, l \quad (6)$$

式中 $\alpha_i$ 为拉格朗日因子。得到最优超平面 $(\mathbf{w}^*, b^*)$ 后,若对样本 $\mathbf{X}$ 进行分类,则分类判别函数为

$$f(\mathbf{X}) = \mathbf{w}^* \cdot \mathbf{X} + b^* = \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i^* (\mathbf{X} \cdot \mathbf{x}_i) + b^* \quad (7)$$

$f(\mathbf{X})$ 即为支持向量机,根据 $f(\mathbf{X})$ 的符号来确定 $\mathbf{X}$ 的分类。

上面讨论的是样本线性可分问题,而对于线性不可分问题,可以通过非线性变换把样本输入空间转化到某个高维空间中的线性问题,然后在高维空间中求解线性最优分类超平面。

## 2 基于SVM的直升机旋翼系统不平衡故障识别

### 2.1 旋翼不平衡故障试验

由于在真实直升机上模拟旋翼故障风险极高,因此原理性研究一般在直升机旋翼模型试验台进行了旋翼故障模拟试验。桨叶翼型为NACA0015,无负扭转矩形平面,带后缘调整片,桨叶片数为3片,弦长60 mm,叶展800 mm。旋翼直径2.1 m,桨毂中心到地面距离2.7 m,高度及底宽适于在风洞实验段安装。旋翼动力系统采用三相交流异步电机加变频器调速,同步转速为1 000 r/min。综合考虑桨叶强度及气动效应是否明显,确定旋翼的稳定转速为960 r/min,即转速频率为16 Hz。

试验采用LMS公司的振动数据采集系统进行数据采集和初步分析。采集系统使用5个通道,其中:1号通道为旋翼转速信号触发,接受光电转速计发出的同步触发信号;2号通道测量台体横向振动信号;3号和4号通道连测量台体的垂直振动信号;5号通道测量台体纵向振动信号。

表1 故障设置数值

故障程度等级	1	2	3	4	5	6	7	8	9
桨距不平衡/(°)	3	4	5	6	10	11	12	13	14
配重不平衡/g	12.6	19.3	26.2	30.7	35.2	39.7			
调整片不平衡/(°)	-5	-2	1	3	5				

由于基于最大熵法估计的功率谱比傅里叶变换所得的频谱更光滑、泄漏更少、分辨率更高、更能反映故障特征,因此本文对采集的振动信号进行基于最大熵的功率谱分析,获得前6阶功率谱幅值,组成对应故障的样本数据。

2.2 旋翼故障识别SVM 算法

基于SVM 的故障诊断分为学习和识别两个阶段。

(1) 学习阶段:

①根据已知故障类别,将旋翼状态分为4种聚类,建立训练集 $\{x_i, y_i\}, y_i \in \{-1, 1\}$ ;

②按 Mercer 定理,选择合适的核函数  $K(x_i, x_j)$ , 本文分别选用了线性函数、多项式函数、径向基函数和 Sigmoid 核函数;

③输入样本正则化,目的是使输入数据标定在核函数要求范围内;

④构造  $H(l, l)$  矩阵,利用二次规划表达式(5)求解拉格朗日因子  $\alpha$ ;

⑤求解分类超平面系数  $b$ , 获得支持向量机  $f(X)$ ;

⑥建立训练集得最优决策超平面,完成学习过程。

(2) 故障识别:

①载入 SVM 学习阶段的训练集  $\{x_i, y_i\}$ 、系数  $\alpha, b$  以及向量机  $f(X)$  等数据;

②根据  $f(X)$  计算新输入计算特征数据  $x'$  决策输出值;

③根据指示函数将  $f(x')$  归为  $\{-1, 1\}$ , 做出分类决策。

由于 SVM 的基本理论是二值分类,因此对于多值分类,系统组合多个 SVM 进行两两分类,诊断模型如图2所示。

选取桨距不平衡故障、后缘调整片不平衡故障、桨叶配重不平衡故障以及无故障状态所引起的台体振动的功率谱值作为 SVM 模型的输入样本。在故障样本数中选取 89 个样本作为训练样本,68 个样本作为测试样本,其中故障标签 1 代表桨距不平衡故障,2 代表后缘调整片不平衡故障,3 代表桨叶配重不平衡故障,4 代表无故障,见表 2。

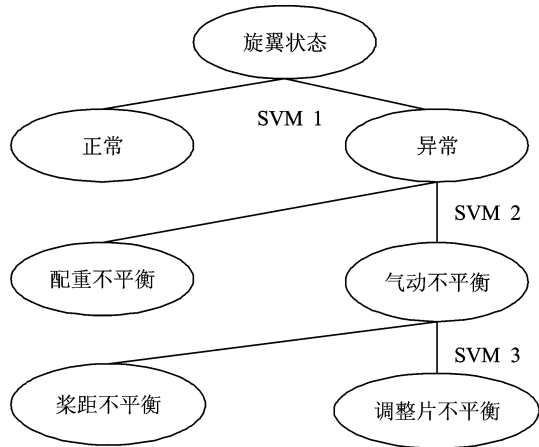


图2 SVM 分层诊断模型

表2 SVM 的输入样本和故障标签

故障类型	训练样本数	测试样本数	故障标签
桨距不平衡	40	30	1
调整片不平衡	20	15	2
配重不平衡	25	20	3
无故障	4	3	4

2.3 核函数类型对 SVM 识别性能的影响

目前常用的支持向量机核函数主要有线性核函数、二次核函数、多项式核函数、径向基核函数以及 Sigmoid 核函数等。为了确定对旋翼故障分类效果最佳的核函数,本文分别选取不同的核函数类型进行计算,其分类结果如表3所示。其中,识别正确率是支持向量机正确归类某故障样本数与参加测

表3 核函数类型对 SVM 识别性能的影响

核函数类型	故障类型	性能指标		
		测试样本数	正确样本数	正确识别率/%
线性核函数	无故障	3	2	66.7
	桨距不平衡	30	30	100
	调整片不平衡	15	15	100
	配重不平衡	20	15	75
多项式核函数	无故障	3	2	66.7
	桨距不平衡	30	30	100
	调整片不平衡	15	15	100
	配重不平衡	20	17	85
径向基核函数	无故障	3	2	66.7
	桨距不平衡	30	25	83.3
	调整片不平衡	15	10	66.7
	配重不平衡	20	20	100
Sigmoid 核函数	无故障	3	0	0
	桨距不平衡	30	30	100
	调整片不平衡	15	0	0
	配重不平衡	20	0	0

试的该故障样本总数之比,总正确率是所有故障测试样本正确归类样本数与参加测试的所有故障样本数之比。

表3表明,当采取多项式核函数时,SVM对旋翼不平衡故障识别性能最好,而Sigmoid核函数的SVM性能最差。采用SVM对直升机旋翼系统不平衡故障进行诊断分析时,应优先选择多项式核函数,其次可考虑线性函数。

## 2.4 SVM与传统神经网络RBF的性能比较

在文献[12]中,采用的是基于径向基神经网络(RBF)的直升机旋翼系统不平衡故障诊断。在相同的样本条件下,与本文采用的基于SVM的故障识别方法进行对比,其识别结果如表4。

表4 RBF与SVM的性能比较

核函数 类型	故障 类型	性能指标			
		测试 样本数	正确 样本数	正确识 别率/%	总正确 率/%
RBF	无故障	3	2	66.7	76.5
	桨距不平衡	30	25	83.3	
	调整片不平衡	15	10	66.7	
	配重不平衡	20	15	75	
SVM	无故障	3	2	66.7	94.1
	桨距不平衡	30	30	100	
	调整片不平衡	15	15	100	
	配重不平衡	20	17	85	

从表4可知,在相同的小样本条件下,基于SVM的旋翼故障识别方法的性能优于基于RBF的故障识别方法。

## 3 结束语

基于SVM的故障诊断方法只需要少量的故障数据样本即可实现故障识别,适于难以获得故障样本的直升机旋翼故障诊断。本文进行了直升机旋翼故障模拟试验,建立了基于SVM的直升机旋翼不平衡故障诊断模型,对比分析了核函数类型对SVM的识别性能的影响,发现基于多项式核函数的SVM识别性能最佳。尽管总的故障识别率比较高,但是某些单个故障的正确识别率比较低,主要是由于故障样本数量较少,对SVM识别模型的训练不足而导致。随着样本数量的增加,故障的正确识别率也会随之增加。

## 参考文献:

- [1] 高亚东,张曾铝.用机体振动信号诊断旋翼不平衡故障的理论基础[J].振动、测试与诊断,2003,23(4):279-282.
- [2] Ganguli R, Chopra I, Haas D J. Helicopter rotor system fault detection using physics-based model and neural networks[J]. AIAA Journal, 1998, 36(6): 1078-1086.
- [3] Reddy R R K, Ganguli R. Structural damage detection in a helicopter rotor blade using radial basis function neural networks[J]. Smart Materials and Structures, 2003, 12(2): 232-241.
- [4] Pawar P M, Ganguli R. Helicopter rotor health monitoring—a review [J]. Journal of Aerospace Engineering, 2007, 221(5): 631-647.
- [5] Miller Nathan A, Kunz Donald L. A comparison of main rotor smoothing adjustments using linear and neural network algorithms[J]. Journal of Sound and Vibration, 2008, 31(1): 991-1003.
- [6] Wroblewski D, Branhof R W, Cook T. Neural networks for smoothing of helicopter rotors [C] // American Helicopter Society 57th Annual Forum Proceedings. Washington DC: [s. n.], 2001: 1587-1594.
- [7] Vapnik V. An overview of statistical learning theory [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(5): 988-998.
- [8] Wang Yaonan, Yuan Xiaofang, Wu Lianghong. Inverse model control strategies based on SVM for synchronous generator[J]. China Journal of Scientific Instrument, 2008, 29(2): 256-260.
- [9] Hearst M A, Scholkopf B, Dumais S. Trends and controversies support vector machines[J]. IEEE Intelligent Systems, 1998, 13(4): 18-28.
- [10] Li Wang, Zhou Xinli, Wei Xunkai. Fault diagnosis method based on support vector machines and its application [J]. Fire Control and Command Control, 2006, 31(4): 9-11.
- [11] 温熙森. 模式识别与状态监控 [M]. 北京: 科学出版社, 2007: 323-330.
- [12] 高亚东,张曾铝.直升机旋翼不平衡故障诊断试验研究[J].振动、测试与诊断, 2009, 29(2): 214-217.