

文章编号:1000-8055(2011)05-1118-06

基于改进模糊 SVM 的转子振动故障诊断技术

艾延廷, 费成巍, 王 志

(沈阳航空航天大学 动力与能源工程学院, 沈阳 110136)

摘 要: 首先对常用的隶属度确定方法进行改进,提出了基于改进模糊支持向量机(FSVM)的融合故障诊断方法,并建立了改进 FSVM 故障诊断数学模型;然后,利用转子振动模拟实验台对四种典型的转子诊断故障进行模拟,并提取其故障信号特征;最后,通过实例计算分析,验证了该方法在转子振动故障诊断方面是可行的和有效的。

关 键 词: 转子振动; 故障诊断; 隶属度; 模糊理论; 支持向量机(SVM); 模糊支持向量机(FSVM); 最优分类面

中图分类号: V231.92; TH165⁺.3

文献标志码: A

Technique for diagnosing fault of rotor vibration based on improved fuzzy SVM

AI Yan-ting, FEI Cheng-wei, WANG Zhi

(College of Power and Energy Engineering,
Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China)

Abstract: A fuzzy support vector machine (FSVM) fault diagnosis method was proposed based on improvement of the ordinary diagnosis method used to determine memberships, and an improved diagnosis mathematical model was established. Then, four kinds of typical rotor vibration faults were simulated on a rotor vibration experimental rig, and effective samples of fault were collected. Finally, the validity and feasibility of this method used for rotor vibration fault diagnosis were validated by calculating and analyzing the obtained examples.

Key words: rotor vibration; fault diagnosis; membership; fuzzy theory; support vector machine (SVM); fuzzy support vector machine (FSVM); optimal separating hyperplane

在旋转机械(如航空发动机、涡轮机等)的各种故障中,转子振动故障最为常见,且危害较大。转子振动常见故障包括不平衡、不对中、碰摩、轴承松动等。转子振动加速零部件磨损,造成部件疲

劳损伤,严重时还会造成系统毁坏的特大事故。因此,转子振动故障诊断问题一直是学术界和工程技术领域研究的热点问题。为解决该难题,从上世纪 80 年代开始,国内外开始进行振动故障诊断技

收稿日期:2010-05-07; 修订日期:2010-06-23

基金项目:航空科学基金(2008ZB54006)

作者简介:艾延廷(1963—),男,辽宁葫芦岛人,教授、硕士生导师,博士,主要研究方向:航空发动机振动分析抑制与故障诊断技术。

术的研究,从简易诊断到精密诊断,从一般诊断到智能诊断,在故障诊断理论、方法及故障诊断系统方面取得很大进展。目前在振动故障中采用的诊断方法有^[1]:频谱分析技术、时序分析法、参数分析法、Bayes(贝叶斯)统计分析法、专家系统诊断方法、模糊诊断方法、人工神经网络诊断法、支持向量机(support vector machine,简称 SVM)诊断方法。其中,SVM 理论能够成功解决分类问题,在小训练样本的情况下可以实现较准确的诊断,具有较好的泛化能力和容错能力,能很好地克服维数灾难和过学习等传统算法难以解决的问题^[2]。但 SVM 在构造最优分类面时所有的支持向量样本的作用是相同的,当训练样本中含有噪声或干扰时,含有不正常信息的样本在特征空间中常常是位于分类面附近的,构成了模糊样本,严重影响最优分类超平面的确定,导致获得的分类面不是真正最优分类面。然而,模糊理论的隶属度可以相应解决上述问题^[3-4],但在航空发动机等大型旋转机械振动故障小样本情况下不能准确地确定模糊隶属度^[5]。近年来,为了解决上述难题,大量学者开始研究模糊支持向量机方法(fuzzy support vector machine,简称 FSVM)^[6-7],该方法融合了模糊理论和 SVM 理论的优点,将模糊隶属度确定方法引入 SVM,采取不同的样本被赋予不同的惩罚因子,在构造目标函数时以便不同的样本具有不同的贡献,对含有异常信息的样本赋予较小的权值,这样在一定程度上去除了异常信息样本的影响。

然而运用模糊方法时,如何设计模糊隶属度函数是整个模糊算法运用的关键所在,因为隶属度函数选择能对算法的计算难易程度和计算结果产生很大的影响,故在隶属度函数选取时要求系统中样本存在的不确定性能客观和准确地反映。近年来出现了很多构造隶属度函数的方法^[8-9],在构造隶属度函数时通常需要根据实际经验和具体问题来确定。现在 FSVM 中采用的隶属度确定方法主要是基于样本到类中心之间的距离来确定其隶属度大小^[10],该方法不能有效地将含有噪声的异常样本从有效样本中区分开来。

针对转子振动信息和故障的不确定性、模糊性和故障样本缺乏的突出问题,本文将模糊理论和 SVM 的优点融合起来,将模糊隶属度函数引入 SVM 中,对 SVM 中常用的隶属度确定方法进行改进,提出了改进 FSVM 的诊断方法。该方法

在确定隶属度函数时全面考虑了样本与类中心之间的关系和类中各个样本之间的关系,有效地区分支持向量与含噪声的异常样本。通过转子振动故障模拟实验和实例计算与分析,验证了本文提出的改进 FSVM 诊断方法能更有效、更准确地对转子振动故障进行诊断。

1 模糊 SVM 的隶属度函数改进

由支持向量机原理可知:支持向量位于类边缘,决定了最优分类面划分,而实际上野值或含噪声的异常样本大多在类边缘附近,确定的样本隶属度不能有效地反映样本的不确定性,求出的分类面不是真正最优分类面,严重影响支持向量机分类效果。基于线性距离和 S 型函数的两种常用隶属度确定方法有时无法区分有效样本与含有噪声和野值的异常样本^[10]。故这两种方法也是无法有效地反映样本的不确定性。针对该问题,对隶属度方法进行改进。改进方法为:将样本的类中心作为球心构造出大、小两个同心球;小球的球半径是样本的类中心到最优超平面之间的距离,而大球的球半径为小球的球半径的 2 倍。把小球内的样本看作是有效样本,赋予的隶属度较大;而大球外的样本认为是含有噪声或野值的异常样本,赋予的隶属度为零;在大、小两球之间的样本则被赋予较小的隶属度。样本为有效样本的程度可以看作由其隶属度的具体值决定。因此,可以以任一类样本的类中心 x_0 为球心和类中心到最优分类面 H 的距离 R 为半径构造 H 的切球,记作球 A ;再以 x_0 为球心和 $2R$ 为半径做大球,记作球 B ,如图 1 所示。

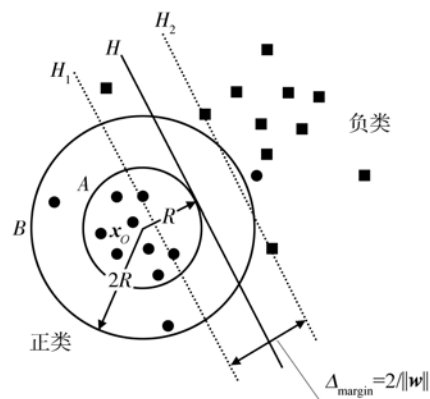


图1 两球构造平面示意图

Fig. 1 Schematic diagram of two tangential sphere constructed

假设样本集为 $\{x_i, i = 1, 2, \dots, m\}$, $x_i \in \mathbf{R}^d$, $g(x) = \omega x + b$ 为 d 维空间的线性判别函数, 训练后获得 SVM 的分类面为 $\omega x + b = 0$, 根据决策函数 $f(x) = \text{sgn}\{\omega x + b\}$ 计算得到样本集合 $\{x_i, i = 1, 2, \dots, n\}$, 其中 $n \leq m$. 则两个球的球心为该集合的类中心, 即

$$x_0 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (1)$$

由于 $\frac{g(x)}{\|\omega\|}$ 表示任意点 x 到分类面的距离,

而球 A 半径为 $R = \frac{g(x)}{\|\omega\|}$.

综上所述, 结合 S 型函数将模糊隶属度 $\mu(x_i)$ 改进为

$$\mu(x_i) = \begin{cases} 1 - \frac{d(x_i)^2}{2R^2} & d(x_i) \leq R \\ \frac{[d(x_i) - 2R]^2}{2R^2} & R \leq d(x_i) \leq 2R \\ 0 & d(x_i) > 2R \end{cases} \quad (2)$$

式中 $d(x_i) = \|x_i - x_0\|$ 表示样本点 x_i 到两球的球心 x_0 的距离. 由式(2)可知, 位于球 A 内的样本的隶属度值不小于 0.5, 并且样本离球心越近属于该样本集的隶属度越大; 位于两球之间样本的隶属度最大值小于 0.5, 并且样本离球心越远隶属度越小; 分布在大球 B 外的样本隶属度都为 0.

2 改进的模糊支持向量机(FSVM)

诊断方法

相对于传统 SVM 的训练样本, FSVM 进行分类时除了样本的特征与类属标识外, 每个训练样本还多了一项隶属度.

设训练样本集为 $((x_1, y_1, \mu(x_1)), \dots, (x_n, y_n, \mu(x_n)))$, x_i 为样本特征, 且 $x_i \in \mathbf{R}^N$; y_i 为类标识, 且 $y_i \in \{-1, 1\}$; $\mu(x_i)$ 为隶属度, 且 $\mu(x_i) \in (0, 1]$. 则将训练样本从原始模式空间 $\mathbf{R}^N$ 映射到高维特征空间 z 之间的映射关系为 φ , 记作 $z = \varphi(x)$.

由模糊隶属度理论可知: $\mu(x_i)$ 可表示样本 $(x_i, y_i, \mu(x_i))$ 属于某类的可信度, ξ_i 是 FSVM 目标函数中的分类误差项, 则 $\mu(x_i)\xi_i$ 为带权的误差项, 目标函数的最优解为最优分类面^[10-11], 其中目标函数为

$$\begin{aligned} \Phi(\omega, \xi) &= \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \left[\sum_{i=1}^n \mu(x_i) \xi_i \right] \\ \text{s. t. } & y_i [(\omega^T \cdot z_i) + b] - 1 + \xi_i \geq 0, \\ & i = 1, 2, \dots, n \\ & \xi_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (3)$$

其中常数 C 为惩罚因子, ω 为线性分类函数 y_i 的权系数. 由式(3)可以看出, $\mu(x_i)$ 减小时, ξ_i 在式(3)中的影响也减小, 会将相对应的 x_i 认为是不重要样本. 而相应最优分类面的判别函数可以表示为

$$f(x) = \text{sgn} \left[\sum_{x_i} \alpha_i y_i K(x_i, x) + b \right] \quad (4)$$

式中 $K(x_i, x)$ 为 FSVM 算法中的核函数, 它的目的是将高维特征空间中难以实现的复杂内积运算转化为低维模式空间上一个易实现的简单函数计算.

在模糊支持向量机中模糊化惩罚因子 C , 以致不同样本选择不同惩罚因子; 而 $\mu(x_i)C$ 表示在训练 SVM 时样本 x_i 的重要程度, 如果 $\mu(x_i)C$ 越大, 则样本 x_i 的重要程度越大, 即被错分样本 x_i 的可能性就越小, 最优分类面与各类样本间的距离越小. 如果 x_i 为含有噪声或野值的异常样本时, 令 $\mu(x_i)$ 很小, $\mu(x_i)C$ 也会很小, 致使该样本对 SVM 的训练所起到的作用就会被大大减小, 大大降低了含有噪声或野值的异常样本对训练支持向量机的影响. 因此, 这样的 FSVM 就能达到消除含有噪声或野值的异常样本对训练 SVM 的不利影响, 同时保留了正常支持向量对最优分类面的决定作用.

3 改进模糊 SVM 诊断方法的数学模型

转子振动故障是多类故障诊断问题, 需要建立多类 SVM 分类器. 对于多分类问题, 常用算法有一对余类(1-a-a)方法、成对分类(1-a-l)方法和纠错输出编码方法^[12-13]. FSVM 多分类问题是在这些方法的基础上, 构造隶属函数以减少不可分区域, 达到解决问题的目的. 同理, 将其推广到 FSVM 的第一种形式, 便得到了基于(1-a-a)的模糊支持向量机多分类算法.

在该算法中, 对于一个 k 分类问题, 则有训练样本

$$(x_1, y_1, \mu(x_1)), \dots, (x_n, y_n, \mu(x_n))$$

其中

$$x_i \in \mathbf{R}^N; \quad y_i \in \{1, 2, \dots, k\}; \quad 0 \leq \mu(x_i) \leq 1.$$

令类半径为 $r = \max_{x_i} \|x_i - \bar{x}\|$, 结合一对多组合思想进行分类, 即训练 k 个两类分类器, 且每次训练过程都是引入模糊性的, 即事先为每个样本 x_i 生成一个模糊隶属度 $\mu(x_i)$. 如果现在要将第 l 类和剩余样本分开, 由以上定义易得第 l 类的中心点, 记为 x_+ , 类半径记为 r_+ ; 剩余样本看做一类, 其中心点记为 x_- , 类半径记为 r_- . 给定一个充分小的 δ , 模糊隶属度 $\mu(x_i)$ 可定义为

$$\mu(x_i) = \begin{cases} 1 - \|x_+ - x_i\| / (r_+ + \delta), & y_i = l \\ 1 - \|x_- - x_i\| / (r_- + \delta), & y_i \neq l \end{cases} \quad (5)$$

这里 δ 的引入是为了避免 $\mu(x_i) = 0$.

接下来进行模糊支持向量机的训练过程, 每次可得一个两类分类器. 当所有训练结束时, 得到 k 个两类分类器

$$f(x) = \omega_i \times x + b_i = \sum_{x_i} \alpha_i y_i K(x_i, x) + b, \quad i = 1, 2, \dots, k \quad (6)$$

对于新给的测试样本 x 被诊断为

$$\text{class}(x) = \arg\max\{f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)\} \quad (7)$$

4 实例计算与分析

4.1 转子振动故障模拟实验与参数选择

本文利用转子实验台对转子振动的四种典型故障(转子不平衡、轴系不对中、支座松动和动静碰摩)进行了模拟实验, 转子转速在 3 000 r/min 时采集每种故障模式的振动数据作为故障样本, 采样频率为 2 kHz, 每个数据样本长度为 512 个点, 转子实验台和实验测量系统如图 2 所示.

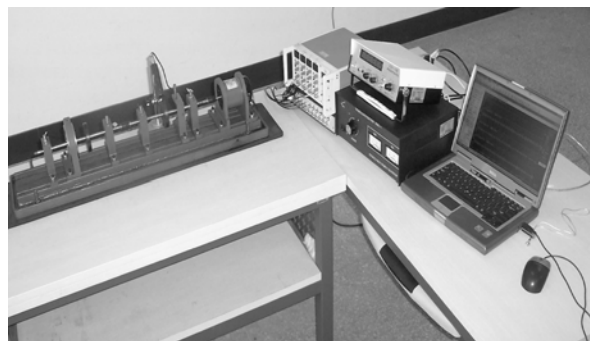


图2 转子实验台及其测量系统

Fig. 2 Rotor test-bed and its measurement system

根据转子振动故障的模拟实验获取的故障样本, 在该故障样本中提取能反映转子振动的四种

典型故障的数据, 每个故障模式选取了 40 组数据样本, 共 160 组数据, 组成 4 个训练样本集. 核函数的选取还没有形成统一、有效的规则, 根据大量实验径向基核函数效果更好; 因此, 在 FSVM 模型中, 本文选择常用的径向基核函数(RBF)

$$k(x, y) = \exp\left[-\frac{\|x - y\|^2}{2\delta}\right],$$

参数 δ 取 4, 利用搜索法得惩罚参数 C 为 78 时结果最佳.

4.2 改进模糊支持向量机故障诊断

在基于改进 FSVM 的转子振动故障诊断过程中, 每种故障模式取 10 个样本作为训练样本建立改进 FSVM 诊断模型. 首先将训练样本带入模型, 其正确诊断率为 100%, 能够将其完全正确分类; 再将测试样本(每种故障 30 个样本)输入 FSVM 网络训练模型, 然后采用决策规则对该模型的输出进行判断, 确定样本所属的类别. 为检验本文提出的改进隶属度 FSVM 故障诊断方法的有效性, 基于相同的故障样本, 分别采用传统 SVM 和基于 S 型函数的 FSVM 进行了故障诊断. 诊断结果如表 1 所示.

从计算结果可以看出: 传统 SVM 诊断结果最差, 正确率仅为 89.17%, 这说明单纯的 SVM 方法的诊断效果不理想, 不如 FSVM 诊断方法有效; 其他两种 FSVM 方法诊断结果相比较, 改进 FSVM 的故障诊断准确率(96.67%)比基于 S 型函数的 FSVM 诊断准确率(92.25%)明显提高, 这验证了改进 FSVM 的故障诊断方法的有效性和可行性.

表1 基于三种 SVM 的四种转子典型振动故障诊断结果(正确数与总正确率)

Table 1 Diagnosis results of three SVM methods for four kinds of typical rotor vibration faults (correct number and total correct rate)

故障模式	诊断模型		
	传统 SVM	基于 S 型函数的 FSVM	改进 FSVM
转子不平衡	25	28	30
轴系不对中	27	27	29
转子碰摩	29	29	28
支座松动	26	27	29
总正确率/%	89.17	92.50	96.67

4.3 改进 FSVM 抗噪声能力检验

为了检验改进的 FSVM 诊断模型在噪声干扰条件下具有更强的诊断能力,给四种典型故障的 160 组输入数据叠加信噪比为 2 的高斯白噪声信号(幅值的均值为 0,方差为 1),作为三种诊断模型的诊断样本,经诊断后得到结果如表 2 所示,改进 FSVM 的故障诊断正确率 95%。可见,在白噪声干扰条件下,诊断系统仍能成功对输入样本正确分类。这说明 FSVM 具有很强的鲁棒性和容错能力。

表 2 白噪声干扰条件下的诊断结果
Table 2 Diagnosis results with noise interference

诊断结果	诊断模型		
	传统 SVM	基于 S 型函数的 FSVM	改进 FSVM
总正确率/%	86.67	90.83	95.00
总正确率降低/%	2.80	1.81	1.73

为了更好地体现改进模糊支持向量机的容错能力,本文做了以下实验:对上述 3 种支持向量机模型融入幅值的均值为 5 和方差为 20 的噪声,其诊断结果如表 3 所示。从表 3 可以看出:改进后的 FSVM 模型抗噪声能力明显高于其他两种 SVM 模型,进一步说明改进 FSVM 可以有效地区分转子振动故障样本信号与噪声或野值信号,改善了诊断效果。

表 3 强噪声干扰条件下的诊断结果
Table 3 Diagnosis results with strong noise interference

诊断结果	诊断模型		
	传统 SVM	基于 S 型函数的 FSVM	改进 FSVM
总正确率/%	82.25	88.33	93.33
总正确率降低/%	7.76	4.51	3.44

纵观表 1~表 3:一方面可以得出,相对于无噪声干扰情况下的转子振动故障诊断结果,无论是在高斯白噪声干扰条件下还是在幅值系数为 20 的强噪声干扰下,改进 FSVM 诊断方法的转子振动故障诊断正确率总比传统的 SVM 和基于 S 型函数的 FSVM 的诊断正确率明显降低得少,特别在强噪声干扰下,更能体现出改进 FSVM 的

抗噪声能力、容错能力以及泛化能力的优越性。另一方面显示,在高斯白噪声特别在强噪声干扰下,基于 S 型函数 FSVM 的诊断效果虽然比传统 SVM 诊断效果较好,但还是不如改进 FSVM 诊断效果,说明对 FSVM 进行改进是有必要的,并且改进后的 FSVM 是可行的和有效的。

5 结 论

1) 基于具有传统隶属度确定方法的模糊支持向量机对含有不确定性、模糊性故障信息的转子振动故障诊断不准确的问题,对常用隶属度函数进行了改进,提出了基于双超球的隶属度函数确定方法。该方法在确定隶属度时全面考虑了样本到所在类中心之间的距离和样本与类中其他样本之间的距离,该距离是通过样本点与构造的双超球的位置关系来反映。

2) 基于改进的隶属度函数提出了改进 FSVM 故障诊断方法,并建立了改进 FSVM 故障诊断的数学模型。将 FSVM 诊断方法应用到转子振动故障诊断中,通过转子模拟实验提取四种典型故障数据并对其进行实例计算与分析,验证了该方法故障诊断正确率比 SVM 方法和基于线性距离的 FSVM 方法的正确率高;通过抗噪声能力检验,进一步显示了采用基于改进隶属度的模糊支持向量机方法抗噪性能最好,容错性能和分类性能最强。为有效、准确和迅速的故障诊断提供了一种新的方法。

参考文献:

- [1] 王志. 航空发动机整机振动故障诊断技术研究[D]. 沈阳: 沈阳航空工业学院, 2006.
WANG Zhi. Study on the techniques of aero-engine vibration fault diagnosis[D]. Shenyang: Shenyang Institute of Aeronautical Engineering, 2006. (in Chinese)
- [2] Cristiniani N, Shawe T J. An introduction to support vector machine[M]. London: Cambridge University Press, 2000.
- [3] Vapnik. 统计学习理论的本质[M]. 张学工, 译. 北京: 清华大学出版社, 2000.
Vapnik V N. The nature of statistical learning theory[M]. ZHANG Xuegong, translate. Beijing: Tsinghua University Press, 2000. (in Chinese)
- [4] 蔡开龙, 谢寿生, 吴勇. 航空发动机的模糊故障诊断方法研究[J]. 航空动力学报, 2007, 22(5): 833-837.
CAI Kailong, XIE Shousheng, WU Yong. Study on fuzzy fault diagnosis of aero-engines[J]. Journal of Aerospace Power, 2007, 22(5): 833-837. (in Chinese)

- [5] 瞿红春,刘杰,王太勇,等.一种基于信息熵的航空发动机性能评估方法[J].机械科学与技术,2009,28(6):701-704.
QU Hongchun, LIU Jie, WANG Taiyong, et al. A method for performance evaluation of aero-engine based on information entropy[J]. Mechanical Science And Technology, 2009, 28(6): 701-704. (in Chinese)
- [6] MAO Yong, XIA Zheng, YIN Zheng, et al. Fault diagnosis based on fuzzy support vector machine with parameter tuning and feature selection[J]. Chinese Journal of Chemical Engineering, 2009, 15(2): 233-239.
- [7] Huang H P, Liu Y H. Fuzzy support vector machines for pattern recognition and data mining[J]. International Journal of Fuzzy Systems, 2002, 4(3): 826-835.
- [8] 张翔,肖小玲,徐光祐.模糊支持向量机中的隶属度的确定与分析[J].中国图像图形学报,2009,11(8):1188-1192.
ZHANG Xiang, XIAO Xiaoling, XU Guangyou. Determination and analysis of fuzzy membership for SVM[J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 11(8): 1188-1192. (in Chinese)
- [9] 刘畅,孙德山.模糊支持向量机隶属度的确定方法[J].计算机工程与应用,2008,44(11):41-43.
LIU Chang, SUN Deshan. Determination method of membership of fuzzy SVM[J]. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(11): 41-43. (in Chinese)
- [10] LIN Chunfu, WANG Shengde. Fuzzy support vector machines[J]. IEEE Transactions On Neural Networks, 2002, 13(2): 464-471.
- [11] LIN Chunfu, WANG Shengde. Training algorithms for fuzzy support vector machines with noisy data[J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 25(14): 1647-1656.
- [12] Tsujinishi D, Abe S. Fuzzy least squares support vector machine for multiclass problem[J]. Neural Networks, 2003, 16(5): 758-766.
- [13] LI Juntao, JIA Yingmin. Huberized multiclass support vector machine for microarray classification[J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(3): 399-405.