

编号_____

南京航空航天大学

毕 业 设 计

题 目 基于后验概率支持向量机的航空发
 动机滚动轴承状态评估

学生姓名	冯康佳
学 号	071030106
学 院	民航/飞行学院
专 业	民航机务工程
班 级	0710301
指导教师	陈果 教授

二〇一四年六月

南京航空航天大学

本科毕业设计（论文）诚信承诺书

本人郑重声明：所呈交的毕业设计（论文）（题目：基于后验概率支持向量机的航空发动机滚动轴承状态评估）是本人在导师的指导下独立进行研究所取得的成果。尽本人所知，除了毕业设计（论文）中特别加以标注引用的内容外，本毕业设计（论文）不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写的成果作品。

作者签名：

年 月 日

（学号）

基于后验概率支持向量机的航空发动机 滚动轴承状态评估

摘 要

滚动轴承是航空发动机中的一种重要支承部件，其工作在高温、高速的恶劣环境下，因此比较容易发生故障。而一旦滚动轴承发生故障，将会严重威胁航空发动机工作的安全性。状态评估可以为滚动轴承寿命预测和制定维修方案提供依据，进而对保证航空发动机工作的安全性具有重要意义。本文研究了航空发动机滚动轴承的状态评估技术，主要研究工作如下：

首先研究了标准支持向量机和后验概率支持向量机的理论，并利用仿真数据进行了分类实验和后验概率预测实验。

其次应用后验概率支持向量机实现航空发动机滚动轴承状态评估。为验证该方法的有效性，利用空军某研究所的航空轴承失效监控试验系统进行了滚动轴承性能退化实验，并利用获取的数据进行了轴承状态评估实验，实验结果验证了所提方法的有效性。

最后，在上述理论研究的基础上，利用 VC++6.0 开发平台和 LibSVM 库开发了航空发动机滚动轴承状态评估系统。该系统实现了系统设置、数据采集、趋势分析、机器学习和状态评估等功能。实际应用表明，该系统界面友好、易于操作、功能完善，可满足工程需求。

关键词：支持向量机，后验概率，滚动轴承，状态评估

Aero Engine Rolling Condition Assessment Based On Posterior Probability SVM

Abstract

Bearing is an important aviation engine support component. As working on the harsh condition of high temperature and high speed, it is easy to fail. Once the rolling bearing failed, the security of aviation engines will be seriously threatened. Condition assessment can provide reference for rolling bearing life prediction and maintenance program development, thus it is meaningful to ensure the safety of aviation engines working. This paper studies the condition assessment technology of aero engine's bearing, the main research work is follows:

Firstly, study the standard SVM posterior probability theory and support vector machine, and use simulation data to carry out classification and posterior probability prediction experiments.

Secondly, proposed aero engine rolling bearing condition assessment methods based on posteriori probability SVM. To verify the validity of the method, this paper use engine rolling bearing condition assessment to obtain the rolling bearing monitoring performance degradation data, and use this data to validate the proposed method. The results show that the proposed method can effectively reflect the degradation process of the bearing, and succeed on condition assessment.

Finally, based on the above theoretical research, we use VC++6.0 development platform and LibSVM library to develop the Aviation Engines Rolling Condition Assessment System. The system realizes the system settings, data acquisition, trend analysis, machine learning, condition assessment functions and so on. Actual tests show that the system is user-friendly, easy to operate, fully functional, which can meet the engineering requirement.

Key words: support vector machine, posterior probability, bearings, condition assessment

目 录

摘 要	i
Abstract	ii
目 录	iii
第一章 绪 论	1
1.1 研究意义	1
1.2 研究现状	1
1.3 本文研究内容	3
第二章 后验概率支持向量机	4
2.1 引言	4
2.2 标准支持向量机	4
2.2.1 线性支持向量机	4
2.2.2 广义支持向量机	6
2.3 后验概率支持向量机	8
2.4 仿真实验	10
2.5 本章小结	11
第三章 基于后验概率支持向量机的轴承状态评估	12
3.1 引言	12
3.2 实验平台	12
3.3 实验方案	15
3.4 基于后验概率状态评估方法	15
3.5 实验结果	17
3.6 本章小结	19
第四章 航空发动机滚动轴承状态评估系统开发	20
4.1 引言	20
4.2 软件总体架构	20
4.3 软件主要模块	21

4.3.1 系统设置	21
4.3.2 数据采集	21
4.3.3 趋势分析	23
4.3.4 机器学习	24
4.3.5 状态评估	25
4.4 本章小结.....	26
第五章 总结与展望	27
5.1 总结.....	27
5.2 展望.....	27
参考文献	28
致 谢	29

第一章 绪 论

1.1 研究意义

随着航空工业的发展，军机和民机数量持续快速增长，进一步提高飞机的安全性、可靠性和经济性的任务迫在眉睫。滚动轴承作为关键部件，被广泛地应用于作为航空器心脏的航空发动机中，有统计表明，发动机故障中很大比例是由于轴承故障。发动机中的轴承一旦发生故障，轻者会导致性能下降，重者会严重影响飞机安全，甚至造成机毁人亡的惨剧。从现有的研究来看，滚动轴承的寿命分散性大，工况复杂，失效形式多样。因而，构造统一的失效模型较为困难。现有的研究往往只是针对某一特定情况下的失效机理展开研究。无法提供通用的精确的监控和寿命预测的方法。对航空器的在线监控来说，没有定量的故障评估模型的，就无法有效监控轴承健康状况，也无法对剩余寿命做出推断。对于航空机务维修来说，无法评估轴承磨损故障状态，无法做出合理的维修方案，易存在维修过度或维修不到的现象。因而迫切需要对航空发动机轴承退化机理做进一步的研究。

1.2 研究现状

滚动轴承往往运行在高温、高压、重载荷的严酷环境下，因而容易发生故障。其损坏的原因十分复杂，归纳来看，主要有材料疲劳、润滑不良、污染和安装问题。具体的故障形式主要有材料疲劳、磨损、锈蚀、塑性变形、断裂、胶合和保持架损坏。

早期，人们通过经验积累发现了轴承故障和声音之间的联系，但是，受制于当时的科技技术，仅仅发明了听棒作为声音传导介质来辅助人耳进行故障诊断。后来，听棒演变成电子听诊器，改善了诊断效果。现在在很多场合这种靠听觉的方法仍然在用，但是该方法容易受到多种因素影响，可靠性较差，只能作为辅助诊断方法。

随着传感器技术的发展，人们可以采集振动位移、速度和加速度精确信号，由此制造了高可靠度高精确度的测振仪。对振动信号进行简单的分析，比如通过峰值或均方根值来进行轴承故障诊断。以量化数据做出诊断的方法打破了对人为监测经验的依赖性，提高了监测与诊断的准确性和可靠性。但是对振动变化不大的早期故障，无法做出有效的诊断。

滚动轴承的动力学、运动学的研究推动了轴承故障建模的可行性。人们建立了轴承振动和其几何尺寸和故障形式的解析模型。快速傅里叶变换的发现极大的降低了频谱分析的计算门槛，再加上计算机的普及和性能的提高，成功实现了信号的频域分析。开启了频域分析法

检测和诊断轴承故障新纪元。除此之外，其他先进信号分析技术的应用使得轴承振动信号的丰富内容被逐渐发掘出来。比如，使用频率细化技术、倒频谱、包络线分析等方法进一步深入的分析振动信号。为了提高诊断的灵敏度，在信号预处理上采用相干滤波、自适应滤波等各种滤波技术。

除了利用振动信号对轴承运行状态进行诊断监测外，还有声发射法、光纤监测技术、电阻法和油污染分析法等。其中，油液污染法又分为光谱测定法、磁性磁屑探测法和铁谱分析法^[1]。这些方法都十分有效，在实际应用中可以组合使用，进一步改善诊断效果。

近几十年来，为了提高轴承的经济性、耐久性和可靠性，轴承的故障诊断技术取得了显著的进步。目前，常用的轴承故障诊断方法主要有：振动分析法；声发射法；光纤监测法；电阻法；油污染分析法等。其中，振动分析法因为检测方便、精度高、数据处理简单、诊断结果可靠等优点，被广泛应用于各种工况的轴承故障诊断。特别要指出的是，对于早期轻微的故障信号，振动分析法仍然保持良好的诊断效果，与其他方法相比优势明显。

由于飞机发动机自身以及运行环境的复杂性，它的振动数据与磨损故障之间是一种模糊的、非线性、不确定的关系，传统的诊断技术已经很难适应^[2]。近年来，人工智能技术迅速发展，尤其是人工智能技术在诊断领域得到了进一步应用，取得了很大的成功。因此，本文探讨支持向量机理论（Support Vector Machine: SVM）在故障诊断和状态评估方面的应用。目前，支持向量机理论已经相当成熟，相对于专家系统和神经网络技术有着诸多优势，它在解决小样本、非线性及高维模式识别中表现出许多特有的优势，并能够推广应用到函数拟合等其他机器学习问题中^[3]，国内外的研究热度一直不减，近几十年的发展也实现了在多个领域的应用。但是在轴承状态评估诊断中，支持向量机理论仅仅给出属于某类的判断，没有给出属于某类的概率。结合后验概率，不仅可以判断属于某类，还可以给出判断为此类的可信度，改善了评估结果^[4]。目前，国内外对于后验概率支持向量机的研究应用主要在以下一些方面。

在工程应用上，汪虹等^[5]使用后验概率支持向量机算法对交通标志图像进行训练和识别，试验结果表明该算法具有较高的识别精度，在复杂环境下具有很强的鲁棒性和可行性。吴晓燕等^[6]提出基于后验概率支持向量机的仿真模型验证方法，并以某型飞行器制导控制系统仿真模型验证为例，证明了该方法的可行性和有效性。吴高巍等^[4]建立了基于后验概率支持向量机的体系框架，并用数据验证了该方法的合理性、有效性。童建春等^[7]提出了基于 SVM 的航空发动机轴承故障诊断模型，并且通过实验验证研究，证明了该方法在航空发动机故障诊断的优越性。董绍江^[8]建立了基于数据空间映射及加权融合的特征指标的空间滚动轴承退化

模型。李凌均等^[9]用支持向量机对故障滚动轴承的振动信号进行分类，试验表明该方法对具有少样本的故障诊断领域具有很强的适应性。齐保林等^[10]将支持向量机分类算法与径向基神经网络进行对比研究，在有限样本条件下，对于滚动轴承的多类故障分类,前者比后者具有更好的分类性能。

1.3 本文研究内容

本文针对航空飞机广泛使用的军用 E206 轴承搭建实验台进行故障状态评估实验。连续监控轴承从正常运行、早期故障和最终故障的多种特征信号，采用基于后验概率的支持向量机算法对信号进行分析，建立了特征信号和轴承退化之间的联系，揭示了轴承振动特征随故障发展的演变规律。使用该状态评估模型，可以实现轴承的状态监控。经数据验证，该方法较好的满足了工程需求，并为进一步建立通用的基于振动信号的轴承失效模型奠定了实验和理论基础。

本文按照轴承故障机理及诊断方法、后验概率支持向量机理论、磨损试验与建模、航空发动机滚动轴承故障评估系统开发依次展开论述：

第一章为绪论。首先介绍了滚动轴承故障状态监测的在航空背景下的意义和重要性；然后介绍了滚动轴承故障的主要形式和原因；接着介绍了诊断方法的发展历程和目前常用的故障诊断方法；最后结合本文研究，综述了后验概率支持向量机法在轴承故障状态监控和诊断的应用研究现状。

第二章研究了后验概率支持向量机的理论。首先阐述了标准支持向量机的基本理论，然后介绍了基于集合距离的后验概率的概念和计算方法，最后利用后验概率支持向量机理论进行了仿真实验。

第三章应用后验概率支持向量机算法实现轴承状态评估。首先介绍了实验台软硬件设施、试验方案和界限值的设定。然后对试验数据应用后验概率的支持向量机算法进行学习，建立故障状态评估模型。最后使用真实数据对其评估结果进行检验。

第四章介绍了航空发动机滚动轴承磨损状态评估系统。结合本文提出的理论方法，使用 VC++6.0 开发出状态评估软件，并介绍了软件的主要架构和重点模块。

第五章为总结与展望。首先对全文进行了总结，然后对未来工作进行了展望。

第二章 后验概率支持向量机

2.1 引言

在变工况航空发动机滚动轴承故障监控中，很多基于理论分析的模型很难建立或者过于复杂，而根据统计的大量数据进行数据挖掘，建立轴承失效监控模型却是相对容易的办法。本文采用基于后验概率的支持向量机（Support Vector Machine: SVM）算法对轴承故障状态进行学习，得到故障监控模型，实现故障监控。本节就简要介绍相关理论知识。

2.2 标准支持向量机

支持向量机是 Cortes 和 Vapnik 于 1995 年首先提出的，它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，根据有限的样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折衷，以期获得最好的推广能力。它在解决小样本、非线性及高维模式识别中表现出许多特有的优势，并能够推广应用到函数拟合等其他机器学习问题中。

支持向量机的中心思想是：原始空间数据映射到高维空间，在高维空间寻找最优分类面，通过最优超平面得到判定公式，用于对未知数据进行分类，从而实现对高维数据的模式识别问题。具体数学推导如下：

2.2.1 线性支持向量机

支持向量机是从线性可分情况下的最优分类面提出的。对于线性可分训练点 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n), x \in R^n$ ，最优分类面方程为

$$w \cdot x + b = 0 \quad (2-1)$$

则 n 维空间中线性判别函数为 $g(x) = w \cdot x + b$ 。对它进行归一化，样本集满足 $|g(x)| \geq 1$ ，即使离最优分类面最近的样本的 $|g(x)| = 1$ ，这样分类间隔 $margin$ 即为 $y \in \{+1, -1\}$ ：

$$margin = \min_{x:y=-1} \frac{|w \cdot x + b|}{\|w\|} + \min_{x:y=+1} \frac{|w \cdot x + b|}{\|w\|} = \frac{2}{\|w\|} \quad (2-2)$$

因此使间隔最大等价于使 $\|w\|$ 最小；而要求分类线对所有样本正确分类，就是要求它满足

$$y_i[(w \cdot x) + b] - 1 \geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2-3)$$

因此满足上述条件且使 $\|\mathbf{w}\|^2$ 最小的分类面就是最优分类面。过两类样本中离分类面最近的点且平行于最优分类面的超平面的 H_1, H_2 上的训练样本就是式中使等号成立的那些样本，被称为支持向量。因为它们支撑了最优分类面。如图 2.1 所示。

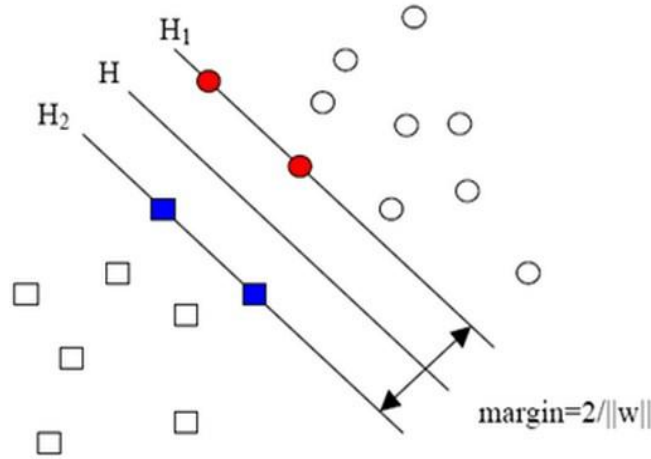


图 2.1 线性可分下的最优分类面

最优分类面的求解可以转化为求函数：

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \\ \text{s.t.} & y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - b) \geq 1 \quad (i=1, 2, \dots, n) \end{aligned} \quad (2-4)$$

的最小值。为此，定义如下的 Lagrange 函数：

$$L = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 - \sum_i \alpha_i [y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) - 1] \quad (2-5)$$

其中， $\alpha_i > 0$ 为 Lagrange 系数，我们的问题就是对 $\mathbf{w}$ ， b 求 Lagrange 函数的极小值，即为：

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} &= \mathbf{w} - \sum_i \alpha_i y_i \mathbf{x}_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial b} &= \sum_i \alpha_i y_i = 0 \end{aligned} \quad (2-6)$$

将式（3-5）代入式（3-4）即可将原问题转化成如下对偶问题的最大值：

$$\begin{aligned} Q(\alpha) &= \sum_i \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j) \\ \text{s.t.} & \sum_i \alpha_i y_i = 0, \quad \alpha_i \geq 0 \end{aligned} \quad (2-7)$$

将所求得的 α_i 代入式（2-6）

$$\mathbf{w}^* = \sum_i \alpha_i^* y_i \mathbf{x}_i \quad (2-8)$$

则可求得 $\mathbf{w}^*$ 。

再由 Kuhn-Tucker 条件，此优化问题满足：

$$\alpha_i [y_i (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - b) - 1] = 0 \quad (2-9)$$

由此可知多数样本 α_i 将为 0，取值不为 0 的 α_i 对应于 (2-3) 式等号成立的样本即支持向量，它们通常只是全体样本中的很少一部分。 b^* 是分类的阈值，可以由任意一个支持向量由 (2-3) 式求得，或通过两类中任意一对支持向量取中值求得。

求解上述问题后得到的最优分类函数如下：

$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn} \{ (\mathbf{w}^* \cdot \mathbf{x}) + b^* \} = \text{sgn} \left\{ \sum_i \alpha_i^* y_i (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}) + b^* \right\} \quad (2-10)$$

2.2.2 广义支持向量机

在线性不可分的情况下，我们可以通过在条件中增加一个松弛项 $\xi_i \geq 0$ ，变为：

$$y_i (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) - 1 + \xi_i \geq 0 \quad (2-11)$$

最小化 $\sum_{i=1}^n \xi_i$ 就可以使错分样本最小，则此时优化问题为：

$$\begin{aligned} \min & \left(\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \right) \\ \text{s.t.} & \quad y_i (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) - 1 + \xi_i \geq 0 \quad (i=1, 2, \dots, n) \\ & \quad \xi_i \geq 0 \end{aligned} \quad (2-12)$$

其中 C 为某个指定的常数，它实际上其控制对错分样本惩罚的程度的作用，实现在错分样本的比例与算法复杂度之间的折中。对式 (2-12) 取偏导令其为 0，类似于可分的情况得到了如下的对偶优化问题：

$$\begin{aligned} Q(\alpha) &= \sum_i \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j) \\ \text{s.t.} & \quad \sum_i \alpha_i y_i = 0, \quad 0 \leq \alpha_i \leq C \end{aligned} \quad (2-13)$$

其结果和可分的情况几乎完全相同，只是 α_i 的条件有所不同。

非线性数据需要通过某种变换映射到高维空间实现线性可分。由最优分类面算法的性质，在这个变化空间中，我们只需进行内积计算，甚至没有必要知道采用的非线性变换形式。因

此，引入核函数： $K(x, z) = \langle \Phi(x), \Phi(z) \rangle$ ， $x, z \in X$ ，这里 Φ 是从 X 到（内积）特征空间的映射，所以又称为内积函数。

根据这个思想我们将核函数 $K(x_i, x_j)$ 代替最优分类面中的点积，此时（2-13）的优化问题变为：

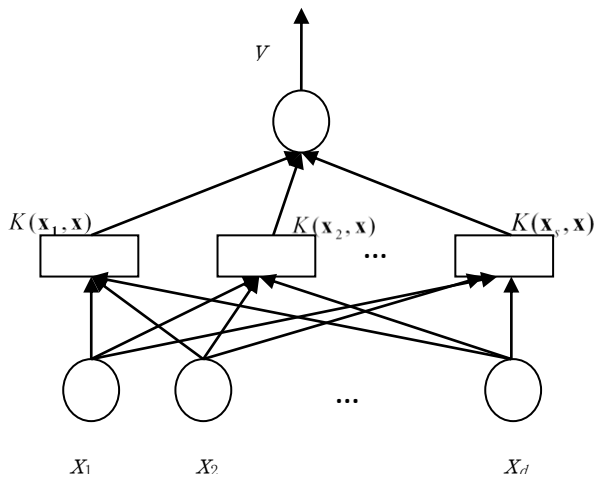
$$\begin{aligned} \max \quad & \sum_i \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \\ \text{s.t.} \quad & \sum_i \alpha_i y_i = 0, \quad 0 \leq \alpha_i \leq C \end{aligned} \quad (2-14)$$

相应的判别函数（2-10）变为：

$$f(x) = \text{sgn}(\sum_i \alpha_i y_i K(x_i, x) - b) \quad (2-15)$$

即为支持向量机。支持向量机的输出是若干中间层节点对应于输入样本与一个支持向量的核函数的线性组合，所以早期支持向量叫做支持向量网络。如图 2.2 所示。采用不同的核函数将导致不同的支持向量机算法，目前常用的核函数形式主要有以下几种：

- 1) 线性核函数，即 $K(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j)$
- 2) 多项式核函数，即 $K(x_i, x_j) = [(x_i \cdot x_j) + 1]^q$
- 3) 径向基核函数，即 $K(x_i, x_j) = \exp\{-\frac{|x_i - x_j|^2}{\sigma^2}\}$
- 4) Sigmoid 核函数，即 $K(x_i, x_j) = \tanh(v(x_i \cdot x_j) + c) = \frac{1 - e^{-2 \times (v(x_i \cdot x_j) + c)}}{1 + e^{-2 \times (v(x_i \cdot x_j) + c)}}$



输出（决策规则）：

$$y = \text{sgn}[\sum_{i=1}^s \alpha_i y_i K(x_i, x) + b]$$

基于 s 个支持向量机向量 $x_1, x_2, \dots, x_s$ 的非线性变换（内积）

输入向量 $x = (x^1, x^2, \dots, x^d)$

图 2.2 支持向量机示意图

2.3 后验概率支持向量机

在模式识别中，基于支持向量机算法建造的分类器只能判断样本属于哪一类，并没有给出属于该类别的概率信息，所以并没有考虑两类误判在造成损失上的差异。基于后验概率的 SVM 算法，既可以实现分类问题，又可以结合贝叶斯决策规则实现分类结果的概率估计。本节讨论采用后验概率 SVM 实现概率估计问题。

在实际中，先验信息很少，条件概率密度和先验概率都很难确定，所以一般使用经验方法求解后验概率。最经典的方法是利用 Logistic 回归线性模型估计后验概率。对此,Vapnik, Wahba 和 Platt 三位学者分别提出了不同的后验概率计算模型。

Vapnik^[14]等将支持向量机离散输出映射为概率，在一定程度上提高了支持向量机的分类性能，但是求解速度较慢。

Wahba^[15]利用 SVM 中的核技巧将 Logistic 回归推广到 RKHS(Reproducing Kernel Hilbert Space) 空间从而得到了核 Logistic 回归。后验概率的计算公式为：

$$P(y=1|x) = \frac{1}{1 + \exp(-\sum (y_i \alpha_i K(x_i, x+b))}。$$

Platt^[16]使用 Sigmoid 函数 $P(y=1|f) = \frac{1}{1 + \exp(Af + B)}$ 近似后验概率，其中， f 为支持向

量机决策函数的输出， A, B 可以通过求解一个无约束优化问题得到。该模型既参考了样本信息又参考了输入信息，误差较小。在工程实践中表现出色，得到了较多的应用。

Hsuan-Tien Lin^[17]等在训练样本集上对先验概率和条件概率分别估计，条件概率密度的估计类似 Parzen 窗的方法。他对 Platt 的方法作了修正，克服了 Platt 方法易导致溢出错误的问题，并提出了一种新的求无约束优化解 A, B 的方法。

限于篇幅，需要对本文所采用 Platt 的后验概率计算模型进行介绍。后验概率 SVM 的求解，通常是，先通过标准 SVM 的训练得到 SVM 模型，然后再计算 A, B 。 A, B 在训练集 (f_i, t_i) 的基础上通过极大似然估计法得到。这里 $f_i = f(x_i), t_i$ 定义为：

$$t_i = \begin{cases} \frac{N_+ + 1}{N_+ + 2} (f_i = +1) \\ \frac{1}{N_- + 2} (f_i = -1) \end{cases} \quad (2-16)$$

其中 $i=1\dots I$, N_- 为输出为-1 的分类器个数, N_+ 为输出为+1 的分类器个数。求解 A, B 即是求解式 (2-16) 所示的负对数似然估计最小化问题。

$$\min \sum_i t_i \log(p_i) + (1-t_i) \log(1-p_i) \quad (2-17)$$

其中, $P_i = \frac{1}{1 + \exp(Af_i + B)}$,

当 $P_i \rightarrow 0$ 时, $\log(P_i) \rightarrow -\infty$, 对此, Platt 取 $\lim_{P_i \rightarrow 0} \log(P_i) = -200$, 然不 n 准确。因此令

$$F(t_i, P_i) = -(t_i \log(P_i) + (1-t_i) \log(1-P_i)) \quad (2-18)$$

n 上式改 n $\min \sum_i F(t_i, P_i)$ 。令 $F(t_i, P_i) = G(A, B)$ 。将 $P_i = \frac{1}{1 + \exp(Af_i + B)}$ 代入式 (2-19)

得到:

$$G(A, B) = \log(1 + \exp(Af_i + B)) + (t_i - 1)(Af_i + B) \quad (2-20)$$

整理为:

$$G(A, B) = \log(\exp(-Af_i - B) + 1) + t_i(Af_i + B) \quad (2-21)$$

根据式 (2-19) 和 (2-20) 可将式 $\min \sum_i F(t_i, P_i)$ 的最优化问题转化为式 (2-21) 和 (2-22)

的无约束优化问题。对此, 可以有好多优化方法, 常用牛顿法寻找 A, B 的最佳组合。

$$\lim_{z=(A,B)} \sum_i (1 + \exp(Af_i + B)) + (t_i - 1)(Af_i + B) \quad (2-23)$$

$$\lim_{z=(A,B)} \sum_i (1 + \exp(-Af_i - B)) + t_i(Af_i + B) \quad (2-24)$$

实践表明, Platt 提出的 Sigmoid 函数拟合后验概率 SVM 的方法在实际应用中取得了很好的效果。但是该方法只能用于二值分类问题。对于多分类问题, Platt 又提出了在二值分类情形下的后验概率拟合算法, 较好的校准了二值支持向量机分类器决策函数。

分类器决策边界在二值 SVM 中是 $f(x_i) = 0$ 。而在在后验概率 SVM 中, 变成了

$$P(y=1 | f) = \frac{1}{1 + \exp(Af + B)} = 0.5. \text{ 对该式进一步化简, 得到 } f(x_i) = -\frac{B}{A}, \text{ 这就是后验概率 SVM}$$

的决策边界。由此可见决策界面发生了变化。

SVM 多分类中，无论是一对多法还是一对一法，都是由多个分类器组合而成。因此，可以应用 Platt 算法对每个分类器求取如下的概率公式：

$$p_i = P(y = i | x) = \frac{1}{1 + \exp(A_i f(x) + B_i)} \quad (2-25)$$

其中， P_i 为样本 x 数据第 i 类的概率。此时的决策规则变成了 $y(x) = \arg \max_{i=1, \dots, k} (P_i)$ ，即取后验概率最大的类别作为样本 x 所属的类。

从以上分析来看，后验概率支持向量机在求出标准支持向量机后即可求出概率公式，计算量小，尤其是适用于时间要求高的场合。除此之外，该方法利用了后验概率信息也提高了预测的准确度。

2.4 仿真实验

本节采用仿真数据对后验概率支持向量机的模式识别效果进行实验。用 Matlab 仿真了四组二元正态分布随机数据，仿真信息如表所示。其中，类别号为 1 的 Class11 和 Class12 为同类数据，只是距离分类面的远近不同，用于检验后验概率支持向量机区分能力。类别 2 同上。

表 2.1 仿真数据基本信息

组号	均值向量	协方差矩阵	数量	类别号
Class11	[1 1]	[1 0; 0 1]	100	1
Class12	[7 1]	[1 0; 0 1]	100	1
Class21	[13 1]	[1 0; 0 1]	100	2
Class22	[19 1]	[1 0; 0 1]	100	2

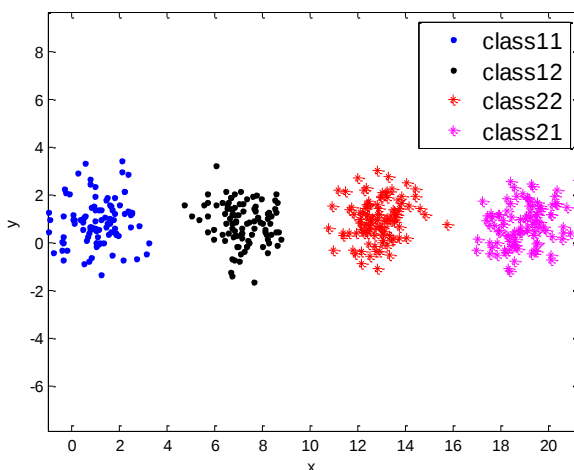


图 2.3 仿真数据

本文使用这四组数据作为训练集。在 Matlab 中调用台湾大学林智仁教授的 LibSVM 软件包，使用标准支持向量机进行学习。学习条件采用 C-SVM，径向基核函数，其余均采用默认设置。得到的分类结果如图 2.4 所示。使用计算出的支持向量机模型，采用牛顿法对式(2-23)和（2-24）求解最优化问题得到 $A=-1.7695$ ， $B=-0.2813$ 。对每个样本计算属于第一类的后验概率，显示在图 2.5 中。其中横坐标为标准支持向量机的输出值 $f(\mathbf{x}) = \text{sgn}(\sum_i \alpha_i y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) - b)$ ，

纵坐标为后验概率值，后验概率的计算公式为：
$$P(y=1|f) = \frac{1}{1 + \exp(Af + B)}。$$

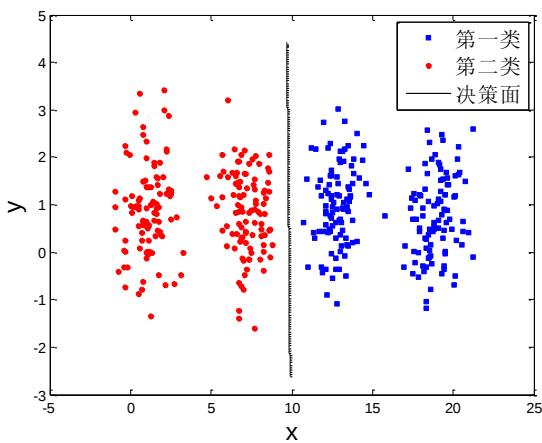


图 2.4 标准 SVM 分类结果

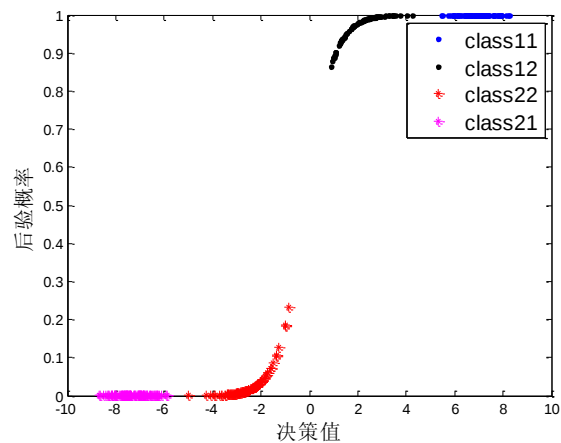


图 2.5 后验概率计算结果

从标准 SVM 分类结果图可以看出，被分为同一类的数据距离决策面的远近不同，因而，分类错误的概率也大大不同。但是，标准支持向量机仅仅对样本进行了分类，没有说明距离决策面远近和分类错误之间的关系。

从后验概率计算结果图中可以看出，两类数据已经被完全分开。同类数据集 Class11 和 Class12 的后验概率明显不同。距离分类面较远的 Class11 的后验概率大于距离分类面较近的 Class12 的后验概率，从而实现了同类样本分类判断正确的可信度的区分。说明了后验概率可以对分类结果正确性进行量化评估，从而可以进一步提高评估的可靠性。

2.5 本章小结

本章首先介绍了标准支持向量机的概念、算法思想和数学计算方法，然后阐述了后验概率支持向量机的相关知识内容。最后应用后验概率支持向量机对仿真数据集进行模式识别实验。本章内容是轴承磨损状态评估软件开发的核心理论，也是磨损实验中状态评估的理论依据。

第三章 基于后验概率支持向量机的轴承状态评估

3.1 引言

在研究了后验概率支持向量机理论知识，进行了仿真实验之后，本章结合航空发动机滚动轴承磨损失效现状，提出了基于后验概率支持向量机的航空发动机滚动轴承状态评估方法。通过实验建立轴承状态评估模型，验证了该理论的正确性和有效性，并实现了航空发动机在线状态评估的工程应用。

3.2 实验平台

本实验所使用的试验器是由洛阳轴承研究所有限公司设计开发的航空轴承失效监控试验系统，实物图如图 3.1 和 3.2 所示。

航空轴承失效监控试验系统主要由试验主体、动力及传动系统、润滑系统、液压加载系统、电气系统、计算机监控系统等组成。试验轴承被安装在试验主体的轴系上，采用悬臂式结构，电主轴通过弹性联轴器驱动试验轴系旋转，最高转速可达 32000r/min。液压加载系统给被试轴承提供轴向和径向的可调加载，最大加载分别为 5kN 和 10kN。采用 928 合成航空润滑油分别为试验轴承提供润滑。试验参数的记录和处理由数据采集系统完成。工控机是控制系统的核心，在电控系统的配合下，对采集数据处理并发出各种指令。

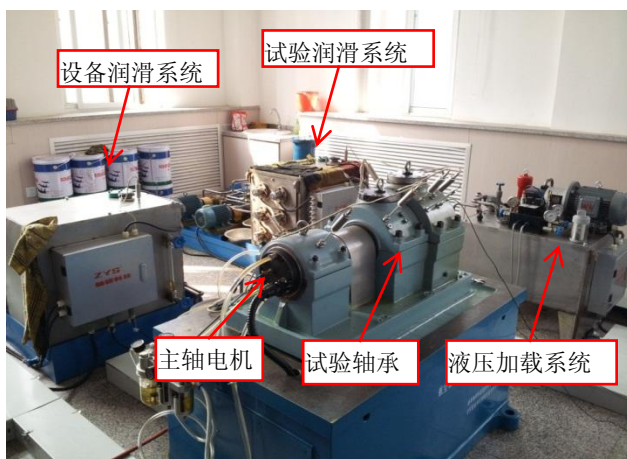


图 3.1 航空轴承失效监控试验系统实物图



图 3.2 航空轴承失效监控试验系统控制面板

本实验使用的硬件清单如表所示：

表 3.1 实验硬件设备清单

序号	名称	数量
1	航空轴承失效监控试验系统	1
2	CompactDAQ chassis cDAQ-9178(8 slot USB) 机箱	1
3	NI USB9134 采集卡	4
4	MetalSCAN 油液在线传感器	1
5	YD-3 高温加速度拾振器	2
6	JM608 一体化温度传感器	6
7	PT124B 熔体压力传感器	2
8	金属浮子流量计	2
9	XSM/C-H1GA2S2S2V0N 转速传感器	1
10	PT124B-3.2MPa 压力传感变送器	2

振动、温度、转速等都是重要的参数特征量，其传感器监测点分布图具体见图 3.3~3.5。

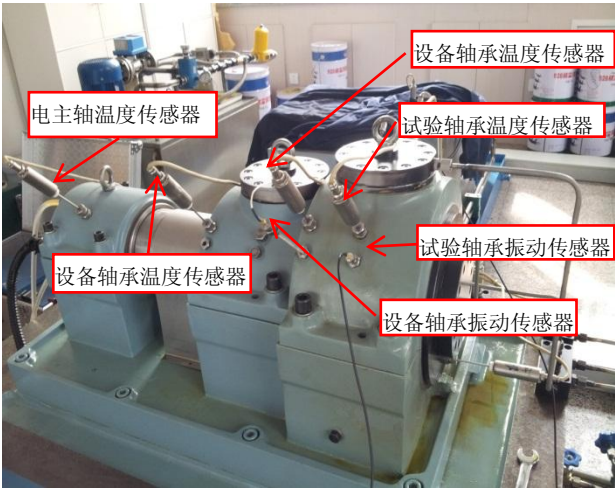


图 3.3 传感器监测点（a）

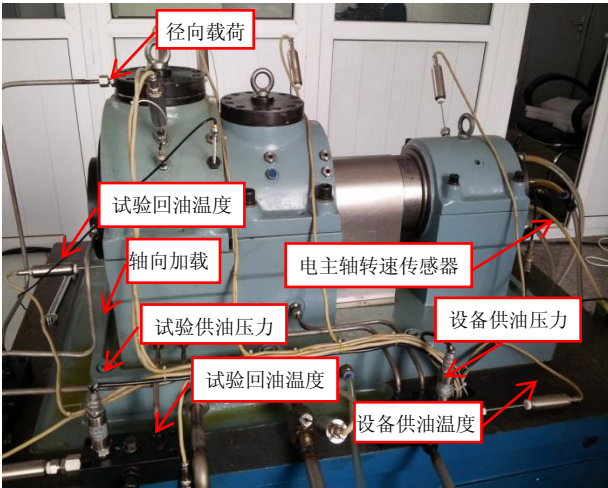


图 3.4 传感器监测点（b）



图 3.5 传感器监测点(c)

实验所需软件设备：

- 1、航空发动机滚动轴承磨损故障监控系统 BLES；
- 2、MetalSCAN 油液在线传感器监控软件 MetalSCAN Monitor。该软件用于监控磨粒数据，为 BLES 提供磨粒参数数据库；
- 3、TA25-55nTf 小型轴承试验平台程序。该软件主要用于监控试验器各项参数，操纵试验器的运行。实验数据采集处理流程图，如图 3.6 所示

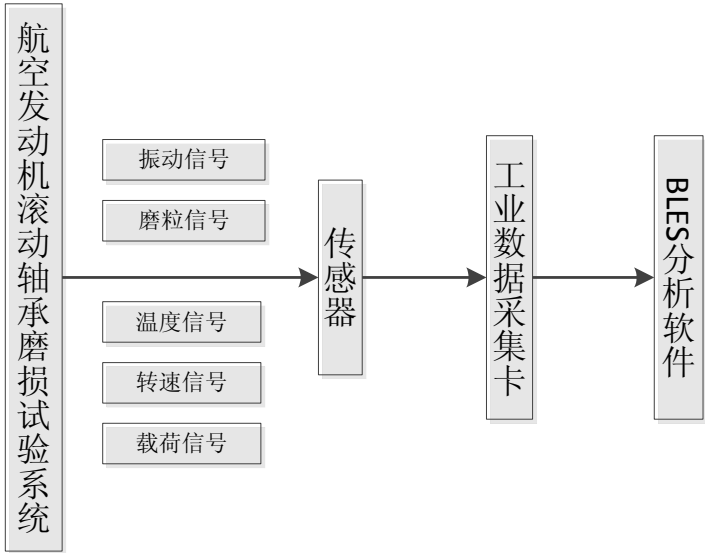


图 3.6 航空发动机滚动轴承磨损试验数据处理流程图

3.3 实验方案

轴承平均寿命通常较高，一般多达几百小时甚至更高，正常试验会极其耗费时间，造成大量的时间和经济损失。因此本试验采用轴承缺油条件加速轴承失效。真实轴承存在变转速、变载荷的情况，为了模拟的更加真实，本实验设定表 1 条件为轴承的一个周期的工况。在计算机中 TA25-55nTf 小型轴承试验平台程序中输入表 1 条件，该程序以通讯方式给 PLC 控制器发送指令，由 PLC 控制强电柜中接触器，调节加载电机按照设定周期循环运转。

表 3.2 试验条件

程序	转速/rpm	径向载荷/N	轴向载荷/N	运行时间/min
1	2000	0	500	1
2	4000	500	1000	2
3	6000	1000	2000	2
4	9000	1500	4000	1
5	12000	2500	6000	2
6	15000	3500	8000	30
7	15000	3500	8000	15
8	12000	2500	6000	2
9	9000	2000	4000	1
10	5000	1500	2000	2
11	2500	1000	1000	2

振动值增大和磨粒数量急剧增多是轴承失效的主要特征，本实验设定试验轴承振动值达到 40g 或者磨粒数量急剧上升即认为达到了严重故障状态。试验过程中，应用航空发动机滚动轴承磨损故障状态评估系统，监控振动和磨粒数据，并采集正常状态和严重故障状态的特征数据。

3.4 基于后验概率状态评估方法

轴承正常和故障状态的振动加速度图如图 3.7 和 3.8 所示，其中采样频率均为 10kHz。航空发动机滚动轴承在运行过程中往往存在变转速、变载荷等情况，从图 3.7 和图 3.8 可以看出，振动信号受转速影响很大，因此需要将轴承转速加入状态特征量。由于噪声等多种因素影响，故障状态具有很大的相似性，判定的状态结果往往并不是一个完全确定的状态。

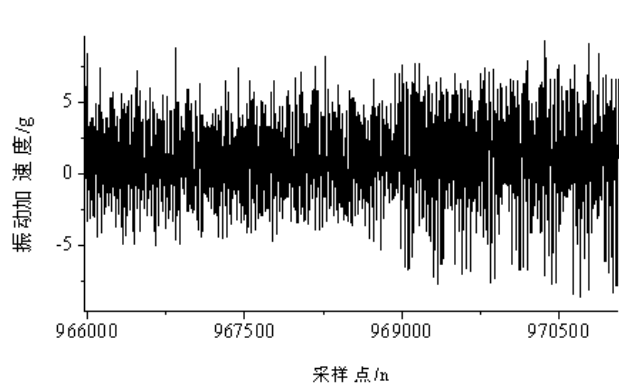


图 3.7 正常状态振动信号

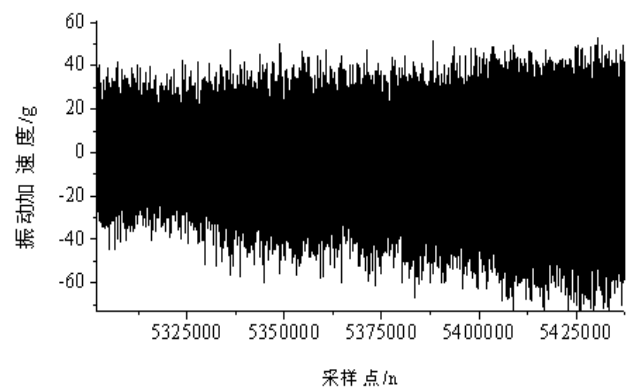


图 3.8 故障状态振动信号

因此，本文采用基于后验概率的支持向量机来实现滚动轴承的故障状态评估。使用状态的两极，正常和严重故障的样本数据，构建标准支持向量机分类器和后验概率计算公式。提取转速和振动加速度作为特征量。设定状态为正常、警告、异常和严重故障四种。对于未知数据，使用该模型即可实现状态判断，并给出后验概率值，从而实现对轴承状态的评估。轴承故障状态评估流程见图 3.9。

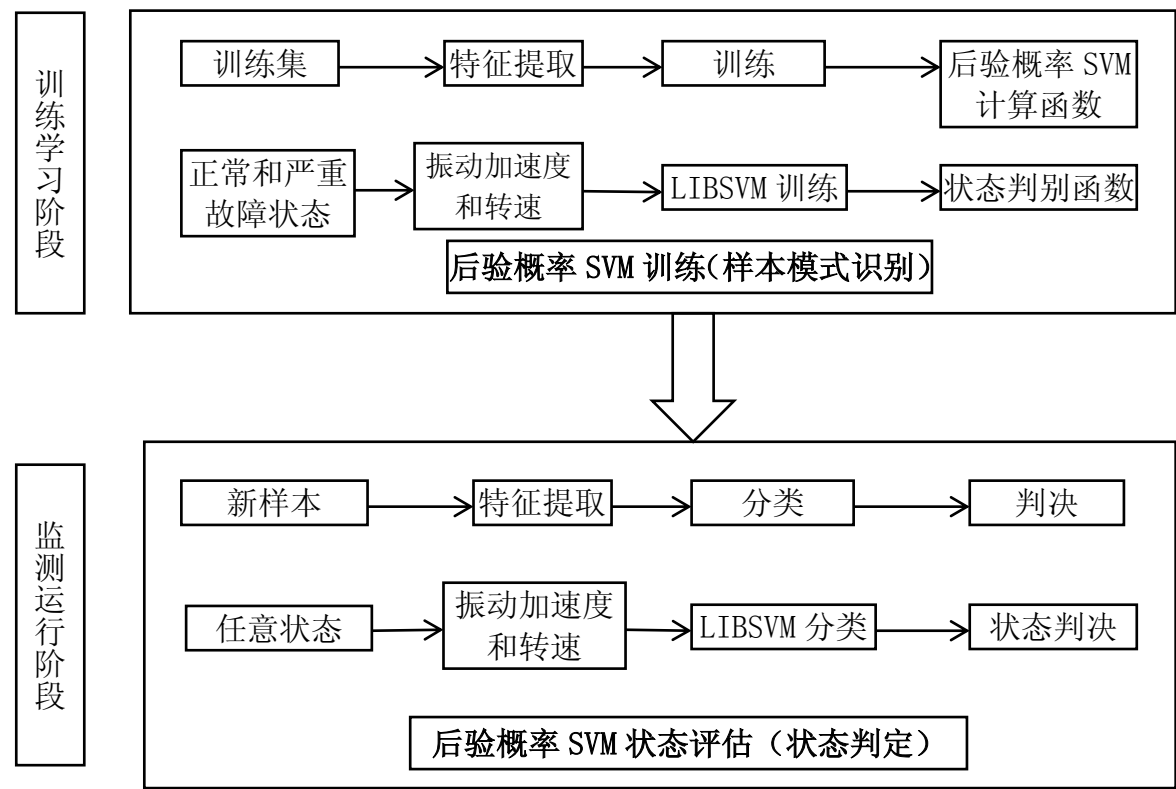


图 3.9 轴承故障状态评估流程图

3.5 实验结果

使用 1378 组正常和 1378 组故障轴承的数据作为训练样本。在 Matlab 中调用以台湾大学林智仁(Lin Chih-Jen)开发的 LibSVM 函数包作为计算工具，使用最小二乘法 SVM(c-SVM)，采用径向基核函数，对归一化后的正常和故障数据进行识别和分类。

分类结果的好坏和惩罚参数 c 和径向基的参数 g 关系很大，因此本文采用网格搜索、粒子群算法和遗传算法寻找最优参数值 c 和 g 。其中网格搜索采用选用 C-SVM 和径向基内核在 $[2^{(-10)}, 2^{(10)}]$ 范围内 5 折交叉验证寻优。粒子群算法和遗传算法分别调用 psoSVMcgForClass 和 gaSVMcgForClass 函数，采用函数缺省条件直接计算。这三种方法最终寻优结果见表 3.3。

表 3.3 三种寻优算法结果

寻优算法类型	c	g	分类准确率
网格搜索法	0.02	45.25	100%
粒子群算法	0.10	35.94	99.99%
遗传算法	2.43	46.31	99.85%

通过比较寻优结果应当选用 $(c, g) = (0.02, 45.25)$ 作为最优参数。将训练数据集随机分为两个子集 C1 和 C2，使用所得的模型参数，对 C1 训练，C2 测试，得到 C2 集上的分类判别函数值 f_i ，对 C2 训练，C1 测试，得到 C1 集上的 f_i 。将所得的 f_i 带入到式 (2-23) 和 (2-24) 使用牛顿法求得 $A=-3.85, B=-0.442$ 。由式后验概率计算公式

$$P(y=1|f_i) = \frac{1}{1 + \exp(A f_i + B)}$$

计算出每组数据的后验概率。图 3.10 和图 3.11 分别为 SVM 识

别分类结果和后验概率计算结果。

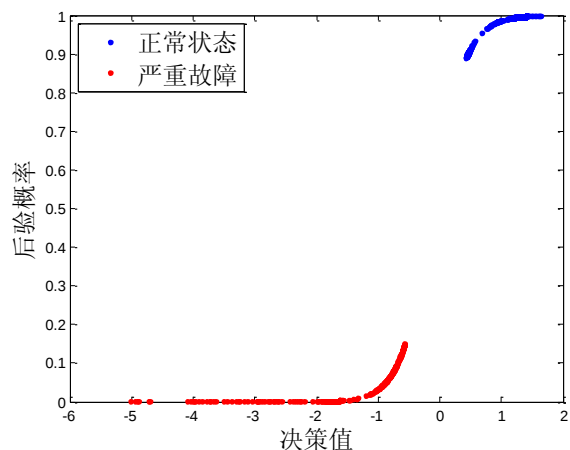
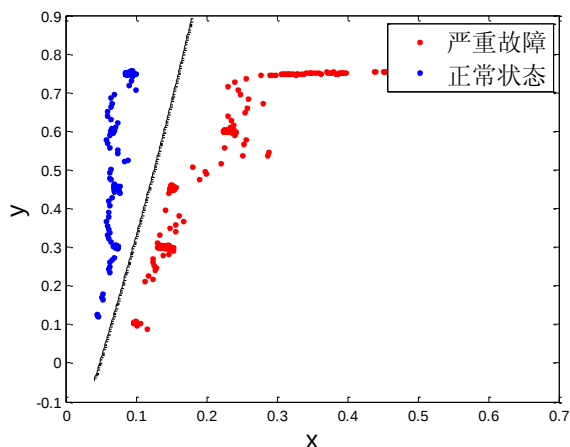


图 3.10 训练样本的 SVM 分类结果

图 3.11 训练样本的后验概率计算结果

其中，后验概率计算的均为判断为正常状态的概率，以下同。由上图可以看出 SVM 分类识别率为 100%，其后验概率输出也符合两极状态，即对正常样本和故障样本的识别的后验概率分别接近于 1 和 0。

为验证后验概率 SVM 分类效果，本文采用 1000 组正常和 1500 组故障数据验证，SVM 分类结果和后验概率结果如图所示。

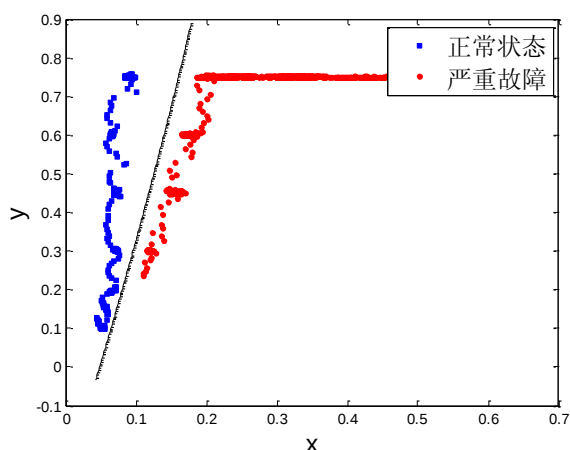


图 3.12 测试样本的 SVM 分类结果

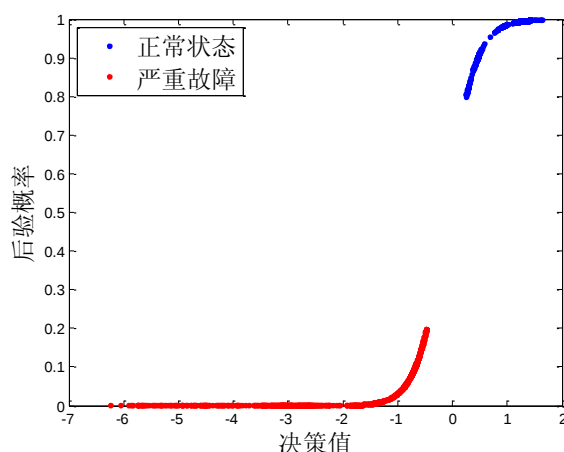


图 3.13 测试样本的后验概率计算结果

由上图可以看出，SVM 法成功的将两类数据识别正确，并且故障状态判断为正常状态的后验概率均小于 0.18，正常状态判断为正常状态的后验概率均大于 0.85，状态评估结果达到要求。

对于警告和异常状态的数据，SVM 分类结果见图 3.14。从图中可以看出，样本数据距离分类面相当近，误判的概率大大增加。通过 SVM 法得出仅仅为正常或故障的判断，显然不能较好的反映轴承的真实情况。因此，使用后验概率 SVM 法，对每种样本数据计算其后验概率，计算结果如图 3.15 所示。

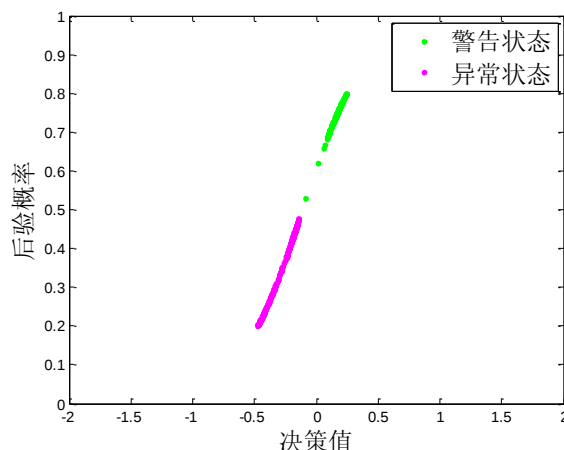
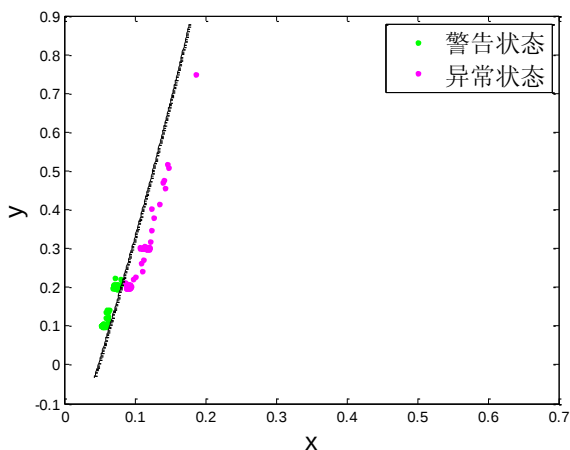


图 3.14 中间样本 SVM 分类结果

图 3.15 中间样本后验概率计算结果

图 3.15 提供的后验概率能够对于中间状态提供状态判定的概率估计值，可以为状态评估提供概率依据。

由以上训练样本的识别结果，和对于正常、故障和中间状态的测试，可以看出识别率都相当高，后验概率 SVM 成功的提供了状态判断概率。说明了用后验概率 SVM 法对滚动轴承故障状态进行分类，实现状态评估的可行性和有效性。

3.6 本章小结

本章介绍了航空发动机滚动轴承磨损故障的实验过程和实验结果。首先，介绍了实验软硬件设备和实验方案。然后说明了采用后验概率 SVM 法的进行轴承故障状态评估的原因，并在 Matlab 环境调用 LibSVM 函数库进行支持向量机的训练和后验概率 SVM 的构建。最后应用正常、故障和中间状态的数据进行测试，测试结果表明状态识别率非常高，并成功的给出了状态判定的可信度概率。经过本章的实验和分析，验证了用后验概率 SVM 法对航空发动机滚动轴承故障状态评估的可行性和可靠性。

第四章 航空发动机滚动轴承状态评估系统开发

4.1 引言

为了实现所研究理论的工程应用价值，满足航空发动机轴承磨损实验的需要，本文开发了航空发动机滚动轴承故障磨损故障状态评估系统。该软件的核心是使用后验概率 SVM 对轴承故障状态进行模式识别，实现状态评估、状态监控等功能。经过实际应用，该软件具有功能完备、使用可靠、操作方便、可维修性强等特点，较好的满足了工程需求。

4.2 软件总体架构

航空发动机滚动轴承磨损故障状态评估系统 BLES（Aero-engine Rolling Bearing Wear Fault Status Assessment System），采用 Microsoft Visual C++6.0 软件进行 Windows 应用程序开发，系统设置采用 Microsoft Access 2003 数据库，应用程序和数据库之间采用 ODBC 连接技术。程序中集成了 LibSVM 程序，可以方便的调用 LibSVM 模块进行支持向量机算法的实现。

BLES 的核心功能是采用后验概率支持向量机算法，对发动机轴承状态的特征参数进行识别和分类，判别轴承磨损的状态，实现轴承故障状态的监控。软件主要由数据采集、机器学习、状态评估、趋势分析等八个模块构成，其结构功能图如图 4.1 所示。

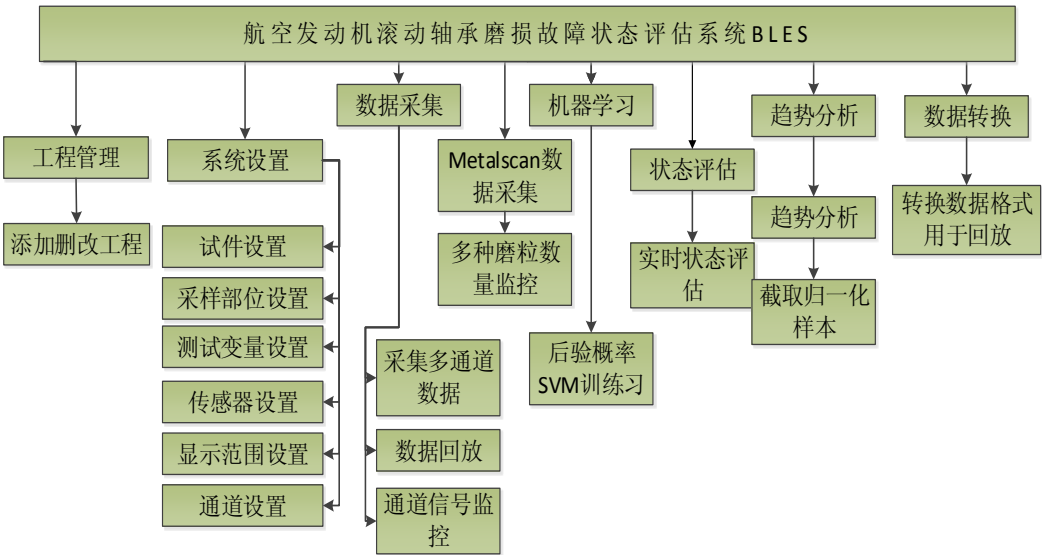


图 4.1 BLES 程序结构功能示意图

4.3 软件主要模块

4.3.1 系统设置

BLES 后台采用 Microsoft ACCESS2003 数据库存储试件设置、传感器设置等各种设置信息参数，与前台应用程序的接口采用 ODBC 技术。可以在本界面方便的改变监测量的显示范围和通道配置。还可以对试件、采样部位、测试变量、传感器信息进行添加、删除和修改操作。

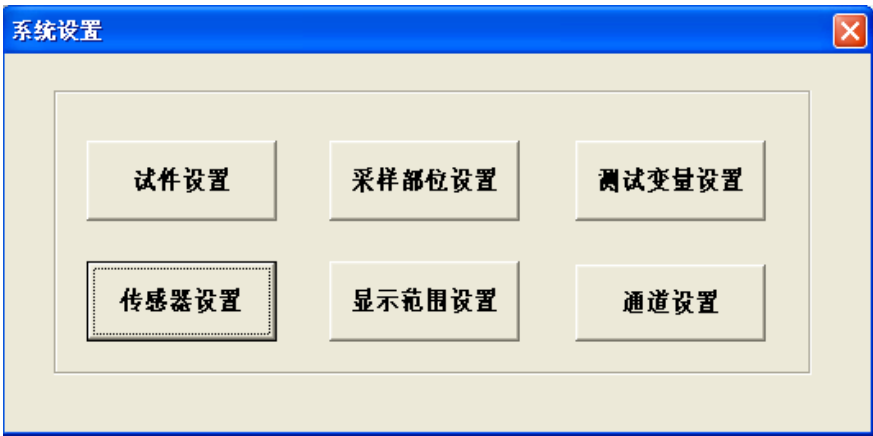


图 4.2 数据采集设置

4.3.2 数据采集

MetalSCAN 数据监测模块主要用于采集和监控油液颗粒状态，如图 4.3 所示。

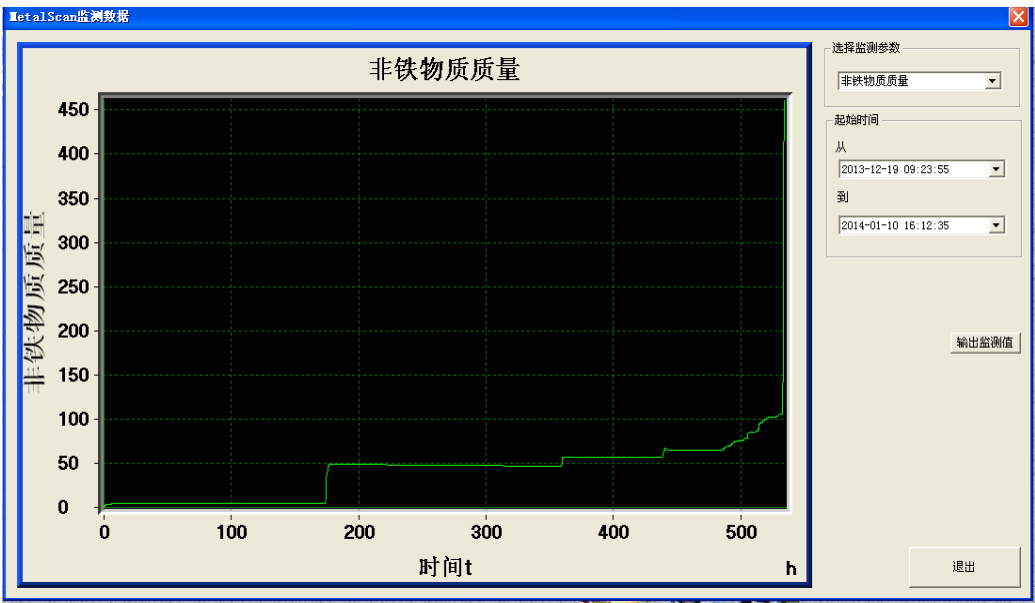


图 4.3 MetalSCAN 数据监测

(1) 程序读取 MetSCAN 油液监测数据库, 实时显示油液颗粒增长图, 每秒钟刷新一次。可以直观的展现监测量的增长情况, 方便监控。可以根据颗粒数量增长速度的快慢来监控轴承的失效程度。

(2) 点击选择监测参数组合框, 可以选择显示铁质量、铁质量增长率、铁颗粒数、铁颗粒数增长率、非铁物质质量和非铁物质质量增长率的趋势图。

(3) 可以导出特定时间段的监测量的数据。该数据可以在趋势分析对话框里导入分析并导出磨粒的样本文件。

数据采集模块主要实现数据采集、实时监控、数据回放、特征量计算等功能。具体介绍如下:

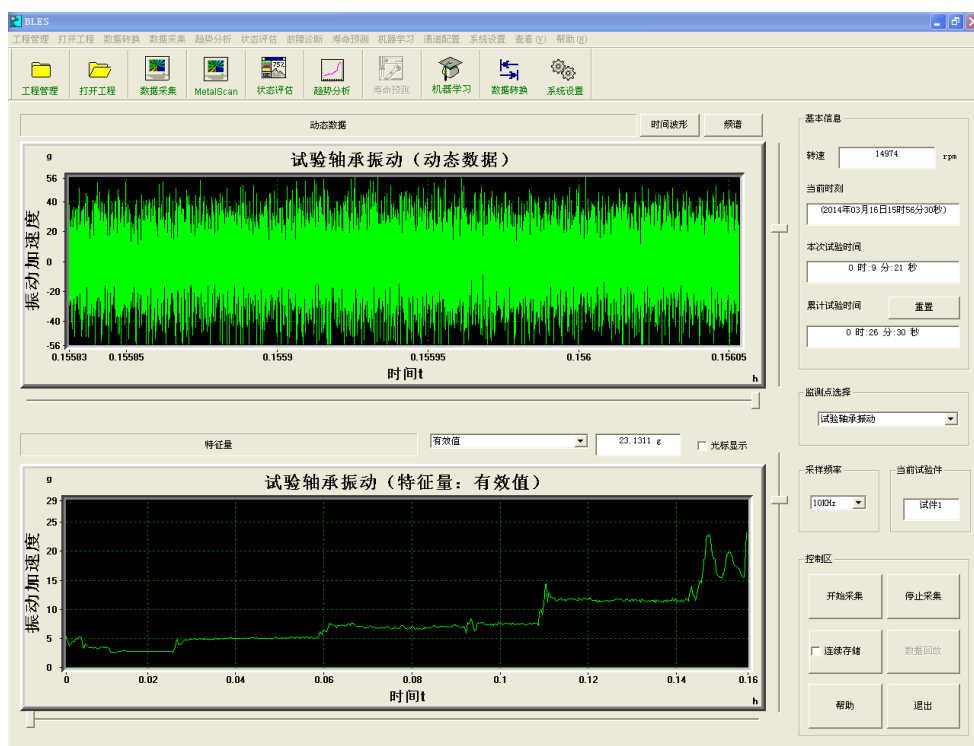


图 4.4 数据采集

(1) 选择存储某些通道的实时连续数据和特征数据。采集数据时截图如图 4.4 所示。

(2) 基本信息区显示试件名称、当前转速、当前时刻 (实验当前的绝对时间)、本次试验时间 (本次实验的累计小时数)、累计试验时间 (该试验件历次实验的累计小时数) 等信息。动态数据区可以显示不同的监测点数据的时间波形图和频谱图。特征量区域显示不同特征量时间波形图。点击光标显示即可在图上显示光标用于得到特定点的数据。

(3) 数据采集过程中会保存原始数据, 同时计算和保存特征量数据。

(4)原始数据经过数据转换,可以导入到本页面进行数据回放,回放截图如图 4.4 所示。回放同时也将计算并保存特征量,但不保存动态实时连续数据。该功能可以方便的再现实验过程,便于多次分析实验数据。

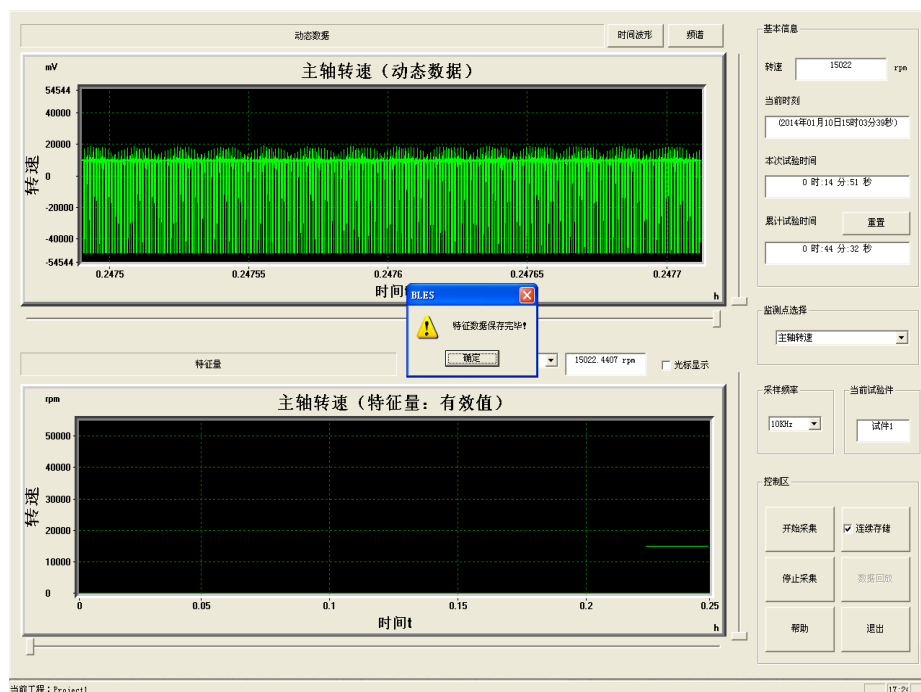


图 4.5 数据回放完毕

4.3.3 趋势分析

趋势分析模块主要用于分析数据趋势和制作故障样本。

(1) 数据趋势分析:

导入特征量或者油液颗粒量数据文件,程序对数据自动归一化,并在同一张图中绘出多种特征量图,用于趋势分析,如图 4.10 所示。可以在趋势图中移动光标查看每个通道特征量,也可以使用光标截取特定时间段的数据放大查看。该对话框可以很直观的展现各种特征数据的趋势图,便于分析各个特征量之间的区别于联系。

(2) 制作故障样本:

在趋势图中,用光标截取特定时间段的特征量,输入要导出数据名称,选择当前轴承的状态(正常、警告、异常、严重)和要保存的特征量,即可实现对给定时间段数据的输出。可以使用此功能制作不同状态下的故障样本,用来进行机器学习,实现状态判别函数的训练。

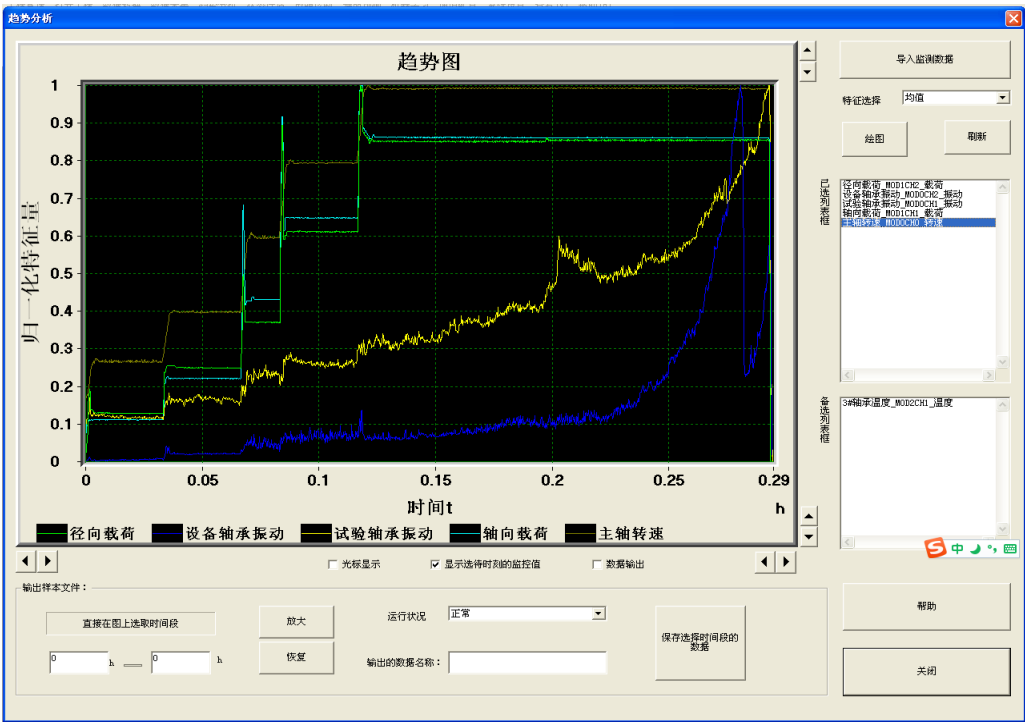


图 4.6 趋势分析

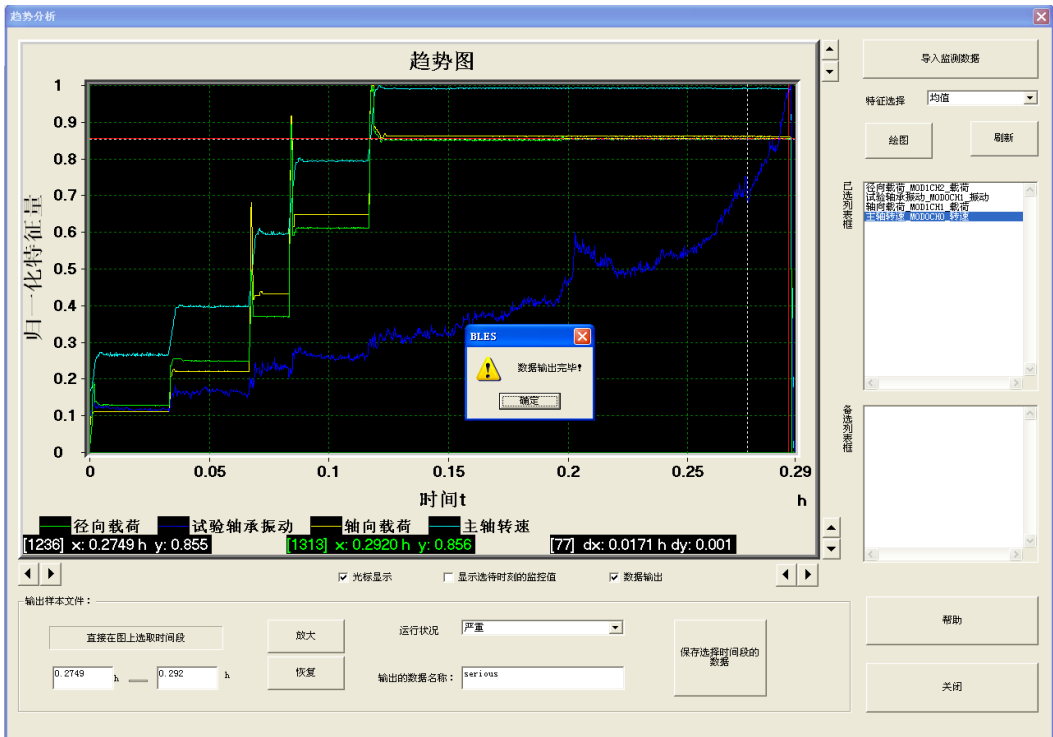


图 4.7 故障样本制作

4.3.4 机器学习

机器学习模块主要用于故障状态的模式识别，构建基于后验概率支持向量机状态评估模型，实现状态监控。主界面如图 4.8 所示。

BLES 调用台湾大学林智仁(Chih-Jen Lin)博士等开发设计 SVM 软件包 LibSVM, 并制作了界面以便于操作。LibSVM 是一个简单、易用、快速和高效的 SVM 模式识别与回归的软件包。该软件对 SVM 所涉及的参数调节相对比较少, 提供了很多的默认参数, 并提供了交互检验(Cross Validation)的功能, 可以解决 C-SVM、 ν -SVM、 ϵ -SVR 和 ν -SVR 等很多问题。

导入正常和严重故障样本, 程序会自动随机划分该数据为训练集和测试集, 各为 50%。选择好 SVM 类型、核函数类型, 参数优化算法, 输入需要几折交叉验证, 即可寻找出最佳参数 C 和 Gamma, 应用该参数实现对轴承故障状态的训练, 得到支持向量机分类函数和后验概率, 实现状态的分类。训练结果存储包含核函数类型, 偏置量, 支持向量个数等信息的模型文件。训练成功后可以通过点击界面按钮查看详细训练结果。对于未知样本导入到样本测试模块即可以实现状态判定, 并计算出后验概率。

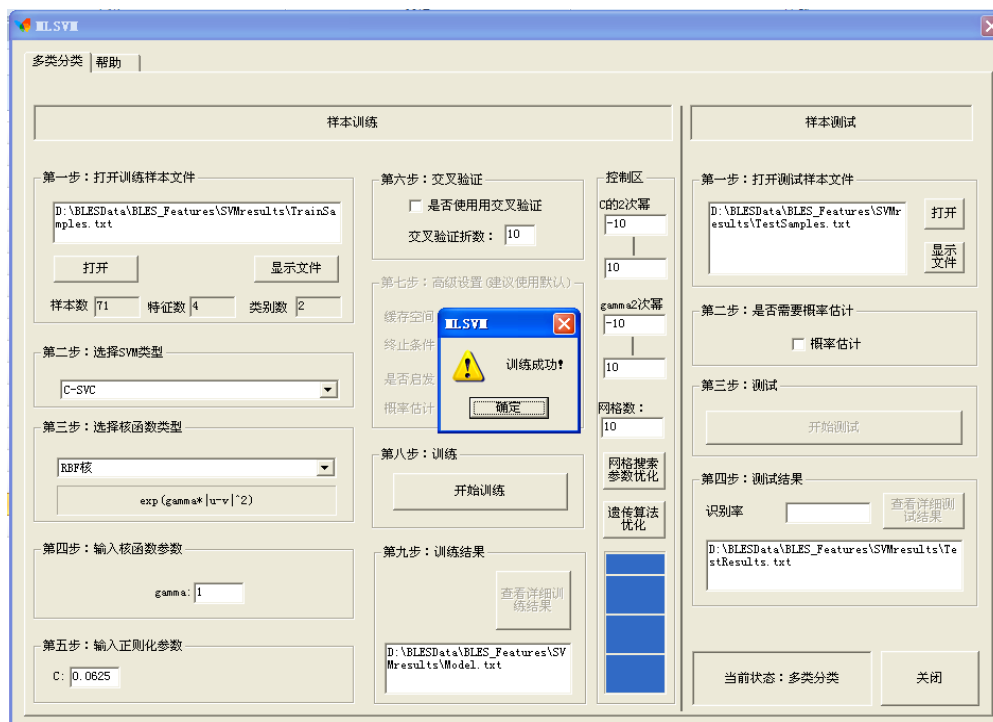


图 4.8 SVM 训练成功

4.3.5 状态评估

状态评估是本软件实现故障监控的核心功能。在采集数据和数据回放时, 自动提取轴承的转速和振动加速度值, 根据已经训练好的后验概率 SVM 模型进行状态量的计算并绘制状态量变化趋势图。本软件设定轴承状态集为: $State = \{\text{正常}, \text{警告}, \text{异常}, \text{严重}\}$, 对应状态标示指示值集为: $f(State) = \{1, 2, 3, 4\}$ 。根据实时显示的状态量即可实现对轴承状态的评估。

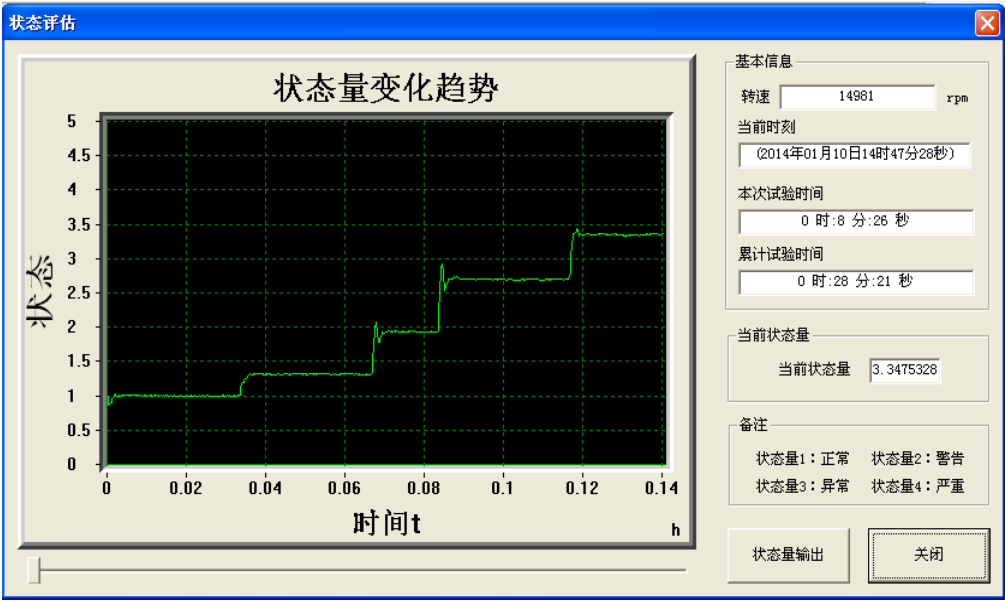


图 4.9 状态评估

4.4 本章小结

在前面两章理论研究的基础上，本章利用 VC++6.0 开发平台和 LibSVM 库开发了航空发动机滚动轴承状态评估系统。该系统实现了系统设置、数据采集、趋势分析、机器学习和状态评估等功能。实际测试表明，该系统界面友好、易于操作、功能完善，可满足工程需求。

第五章 总结与展望

5.1 总结

本文研究了后验概率支持向量机的理论与应用，提出了基于后验概率支持向量机算法对轴承的状态进行评估的方法。基于该理论进行了航空发动机滚动轴承磨损状态评估实验，提取振动和转速作为故障状态特征量，应用该算法构建了后验概率支持向量状态评估模型。经过正常、故障和中间态的数据验证，表明该方法能较为理想的实现轴承磨损状态判断。最后，在上述理论研究的基础上，开发了航空发动机滚动轴承磨损故障评估系统。该系统实现了数据采集、特征提取和状态评估等多种功能，极大的方便了数据处理，满足了轴承状态评估的工程需求。本文研究表明，后验概率支持向量机方法在轴承故障状态评估方面有较大的应用价值。

5.2 展望

航空发动机中轴承应用十分广泛，轴承的失效机理较为复杂，状态诊断方法也多种多样。本文只是对轴承的故障状态评估做出初步的研究。本方法仍然存在以下一些问题需要做进一步研究。

- 1.本文采用振动信号融合转速进行故障模型的建立，忽略了载荷温度等一些影响较小的因素，所以模型相对有点偏差，在以后的研究中可以融合更多的因素建立更精确的模型。现在得到的模型只能进行初步的状态监控，对于剩余寿命预测还需进一步研究。

- 2.轴承退化是个相对缓慢的过程，振动信号蕴含着丰富的信息，结合相关理论知识可以通过振动信号对轴承失效类型、失效状态和实际寿命进行判断和分析。

- 3.航空发动机轴承工作条件恶劣且工况复杂，仅仅通过振动信号容易产生虚警，鲁棒性差，因而最好整合光纤监测技术、油污染分析法(光谱测定法、磁性磁屑探测法和铁谱分析法等)、声发射法、电阻法等多种分析方法，提高诊断的准确率。

- 4.支持向量机后验概率法对轴承的故障程度的判定较为机械，容易产生个别样本点的偏差问题。优化的方法是通过大量有代表性的数据样本作为基础进行模型的训练。

参考文献

- [1] 陈果.航空器检测与诊断技术导论[M]. 北京:中国民航出版社, 2007, 12.
- [2] 赵鲁宁, 孙颖. 航空发动机主轴轴承故障诊断[J]. 飞机设计, 2010, 30(2): 196~202.
- [3] 李宏波. 基于相空间重构和支持向量机的盾构滚刀岩机实验台轴承状态趋势预测[J]. 轨道建设, 2014, 34(4): 387~391.
- [4] 吴高巍, 陶卿, 玉钰. 基于后验概率的支持向量机[J]. 计算机研究与发展, 2005, 43(2):196~202.
- [5] 汪虹, 黄玉清. 基于后验概率 SVM 的交通标志识别研究[J]. 西南科技大学学报, 2012, 27(1): 11~17.
- [6] 吴晓燕, 吴静, 滕江川等. 基于后验概率 SVM 的仿真模型验证方法[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(7): 2550~2554.
- [7] 童建春, 宋奕, 曹防震. 基于 SVM 的航空发动机滚动轴承故障诊断技术研究[J]. 现代机械, 2008, 5:30~32.
- [8] 董绍江. 基于优化支持向量机的空间滚动轴承寿命预测方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2012.
- [9] 李凌均. 支持向量机在机械故障诊断中的应用研究[J]. 计算机工程与应用, 2002, 19: 19~21.
- [10] 齐保林, 李凌均. 基于支持向量机的故障诊断方法研究[J]. 煤矿机械, 2007, 28(1): 182~184.
- [11] 毛荣富, 朱海潮, 黄映云. 基于后验概率的支持向量机在故障诊断中的应用[J]. 中国机械工程, 2006, 17: 130~132.
- [12] 杜京义, 候媛彬. 基于最小风险的 SVM 及其在故障诊断中的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2006, 26(2): 108~113.
- [13] 赵政, 王红梅, 赵恽魁等. 后验概率在多分类支持向量机上的应用[J]. 计算机应用, 2005, 25(1): 25~29.
- [14] Vapnik V. The Nature of Statistical Learning Theory[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000.
- [15] Wahba G. Support Vector Machines, Reproducing Kernel Hilbert Spaces and the Randomized GACV [A]. Advances in Kernel Methods Support Vector learning [C]. Massachusetts MIT press, 1999.
- [16] Platt J. Probabilities for Support Vector Machines [A]. Advances in Large Margin Classifiers [C]. MIT Press, 2000.
- [17] Hsuan-Tien Lin, Chih-Jen Lin, Ruby C Weng. A note on Platt's probabilistic outputs for support vector machines [J]. Mach Learn ,2007(68): 267~276.
- [18] Verhoosel J P C, Hammer D K, Luit E Y et al. A model for scheduling object-based distributed real-time systems[J]. Real-Time Systems, 1995, 8(1): 5~34.
- [19] 刘志刚, 李德仁, 秦前清等. 支持向量机在多类分类问题中的推广[J]. 计算机工程与应用, 2004, 7: 10~13.
- [20] 唐发明, 王仲东, 陈绵云. 支持向量机多类分类算法研究[J].控制欲决策, 2005, 20(7): 746~749.
- [21] 郑勇涛, 刘玉树. 支持向量机解决多分类问题研究[J]. 计算机工程与应用, 2005, 23: 190~192.
- [22] 李卓彦, 周强强, 李志雄. 滚动轴承故障诊断技术的研究[J]. 建筑与工程, 2008, 36: 114~115.
- [23] 王奉涛, 马孝江, 邹岩琨. 智能故障诊断技术综述[J]. 机床与液压, 2003, 4: 6~8.
- [24] 耶晓东. 滚动轴承故障振动信号的分析方法研究[J]. 煤矿机械, 2012, 33(12): 257~259.
- [25] 钱军, 谭欣星, 唐明珠. 滚动轴承故障程度识别[J].科技创新导报, 2014, 8: 77~79.
- [26] 赵春晖,陈万海, 郭春燕. 多类支持向量机方法的研究现状与分析[J]. 智能系统学报, 2007, 2(2): 6~8.
- [27] 王坚永, 庄中华, 吴秀驾. 滚动轴承可靠性加速寿命试验研究[J]. 轴承, 2012, 33(12): 23~28.

致 谢

首先要特别感谢陈果教授，陈老师从论文选题、撰写、修改到定稿的过程中，一直得到向老师的指导和关怀。陈老师渊博的知识、严谨的治学作风、诲人不倦的育人精神，忘我的工作热诚以及对我的严格要求，给予我极大的影响，将永远激励我开拓进取、奋发向上。在此，谨向陈老师表示深深的谢意和崇高的敬意！

感谢郝腾飞、王海飞、李爱三位博士用博士的视角提供给我学习和人生的指点，特别感谢汪瑾、赵斌、李华、李旭鹏、程小勇和周笛六位硕士师兄师姐，感谢他们在我学习研究及论文完成过程中给予我的帮助和陪伴。除此之外，还有和我一起学习一起成长的谢宇航、李文乐和刘彬彬，同窗之谊十分难得，且行且珍惜。

真挚感谢我的家人，他们在精神、物质对我的支持和鼓励是我用尽一生都无法报答的。

最后，对各位专家和学者的评议谨表示诚挚的谢意！