编号_____

南京航空航天大学

毕业设计

题　目　基于逻辑回归的航空发动机滚动轴承多维特征融合及故障诊断

学生姓名　焦裕忻

学　　号　091210131

学　　院　民航（飞行）学院

专　　业　民航机务工程

班　　级　0712303

指导教师　陈果　教授

二〇一六年六月

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：基于逻辑回归的航空发动机滚动轴承多维特征融合与要故障诊断_）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）：

基于逻辑回归的航空发动机滚动轴承多维特征融合与故障诊断

摘　要

滚动轴承在航空发动机中扮演着十分关键的角色，其工作状态直接影响着飞行安全。因此有必要对滚动轴承进行状态检测和故障诊断，以尽早发现轴承的故障征兆，从而有效减少飞行事故的发生。

本文研究了航空发动机滚动轴承的多维特征量融合技术，提出了一种基于逻辑回归的多特征量融合方法。首先基于滚动轴承的单点故障模拟实验，提取出时域、频域和时频域中的十二维特征量。然后基于故障模拟试验将提取到的多维特征采用所提方法进行融合，试验表明融合结果可以明显区分出滚动轴承的正常与异常状态，从而验证了所提方法的有效性和优越性。最后利用 Visual C++和 MATLAB 混合编程的方法对所提模型进行软件开发。本文详细阐述了和软件开发相关的基本理论和具体方法步骤，并给出了核心的程序代码和软件应用效果，为所提方法的进一步工程应用奠定了基础。

关键词：滚动轴承，故障诊断，特征融合，软件开发

Study on the fusion technology and fault diagnosis based on logistic regression of Aero-engine rolling bearing

Abstract

Rolling bearing plays the key role in the aero engine and the condition of it affects the flight safety directly. Consequently, it is necessary for the rolling bearing to take fault diagnosis and condition monitoring in its early stage so as to avoid the occurrence of the flight accident.

In this paper, the multi dimensional feature fusion technology of the rolling bearing of aero engine is studied. Firstly, based on the fault simulation experiment of rolling bearing, the multi-dimensional features of time domain, frequency domain and time domain are extracted. Then, a fusion method based on the Logic Regression is proposed. The experimental results show that the bearing state can be clearly distinguished by the fusion of the above method. Eventually, a software is developed based on the above model by using Visual C++ as well as MATLAB. The basic knowledge and detailed method related to this software development are explained in this paper. The detailed program code as well as the effect of using this software is also included for the further application in engineering.

Key Words: Rolling bearing; Fault diagnosis; Feature fusion; Software development

目 录

摘　要.....i
Abstract.....ii
第一章 绪论.....1
1.1 研究背景和意义.....1
1.2 国内外研究现状.....1
1.3 论文的研究内容.....3
第二章 基于逻辑回归的多维特征融合方法研究.....5
2.1 引言.....5
2.2 滚动轴承故障特征提取.....5
2.2.1 时域特征提取.....5
2.2.2 频域特征提取.....6
2.2.3 基于小波变换的故障特征提取.....6
2.3 Fisher 线性判别（FDA）原理.....7
2.4 逻辑回归原理.....9
2.5 牛顿迭代法参数优化原理.....11
2.6 本章小结.....12
第三章 航空发动机滚动轴承振动故障多维特征融合及故障诊断.....14
3.1 引言.....14
3.2 滚动轴承单点故障模拟试验.....14
3.2.1 试验平台.....14
3.2.2 试验方案.....15
3.3 故障特征灵敏度分析.....16
3.3.1 机匣水平方向振动特征量灵敏度分析.....16
3.3.2 机匣垂直方向振动特征量灵敏度分析.....18
3.4 基于逻辑回归的特征融合的方法.....21
3.5 基于逻辑回归的多维特征融合.....22
3.5.1 机匣水平方向多维振动特征量融合.....22

3.5.2 机匣垂直方向多维振动特征量融合.....23
3.5.3 机匣水平方向和垂直方向多维振动特征量融合.....24
3.6 转速对基于逻辑回归的多维特征量融合方法的影响.....25
3.7 基于逻辑回归的故障诊断方法与基于支持向量机的故障诊断方法的比较.....27
3.8 本章小结.....27
第四章 基于逻辑回归的智能诊断软件开发.....28
4.1 引言.....28
4.2 MATLAB 与 Visual C++混合编程基础.....28
4.2.1 配置 MATLAB 的 C/C++编译器.....28
4.2.2 创建 MATLAB 的 C/C++动态链接库.....29
4.2.3 VC++环境设置.....30
4.2.4 VC++与 MATLAB 混合编程的常用函数.....33
4.3 基于逻辑回归的智能诊断软件开发.....33
4.4 本章小结.....41
第五章 总结与展望.....42
5.1 总结.....42
5.2 对未来研究工作的展望.....42
参考文献.....43
致 谢.....45

第一章 绪论

1.1 研究背景和意义

滚动轴承是机械设备中重要的旋转部件，也是航空发动机承力传动系统的关键部件，随着航空发动机的快速发展，滚动轴承大多是在高速重载的恶劣环境下工作的，因此，滚动轴承是最容易损坏的机械零件之一[1]。近数十年间，因轴承滚道，滚珠疲劳剥落，保持架断裂等原因造成的滚动轴承失效公认是造成航空发动机空中停车，非计划换发的主要原因之一，且高速轴承失效占此类故障原因的 90%以上，其中表面起始的剥落是滚动轴承的主要失效形式。据统计，2005 年至 2013 年，我军某型新机列装后累计发生数十起因滚动轴承损伤导致的航空发动机严重故障并报废，多次空中停车和数次二等重大飞行事故或飞机迫降，直接经济损失达数十亿元。因此，航空发动机滚动轴承的故障诊断技术长期以来一直是机械故障诊断技术中的重中之重。

与其他机械零部件相比，滚动轴承的寿命有很大的离散性[2]，即在相同的工作环境下，一组加工方法，材料和结果相同的滚动轴承的寿命差距很大，有的滚动轴承在还未达到设计寿命时就出现了各种故障，而有的滚动轴承已经大大超过设计寿命却依然可以完好的继续工作。此外，滚动轴承运转工况复杂，失效形式多样，使滚动轴承的早期故障难以被发现，这给滚动轴承的故障诊断增加了很大的难度。同时，有相关资料显示，我国现有的机车用滚动轴承每年有超过 40%需要下车检查，但是其中只有大约 33%需要更换[1]。因此，对于航空发动机滚动轴承，有必要将定时维修改变为视情维修。而要实现滚动轴承的视情维修，完善的状态监测技术是必不可少的，即航空发动机滚动轴承的状态监测技术是滚动轴承视情维修的重要基础。利用滚动轴承的状态监测技术，尽早的发展滚动轴承的故障，可以有效的降低维护成本，延长滚动轴承的使用寿命，从而减少工程事故的发生。

在实际的工程应用中，滚动轴承的单一特征量所能表达的信息有限，所以只依据单一特征量对滚动轴承的状态评估和故障诊断的正确率受限。因此，为了更好的反应滚动轴承的真实状态，分别从时域，频域，时频域中提取出多维特征量并且进行融合十分必要。本文将介绍基于逻辑回归的航空发动机滚动轴承多维特征融合方法，并应用到滚动轴承的故障诊断中。

1.2 国内外研究现状

受益于滚动轴承的运动学，动力学等的深入研究，对于滚动轴承振动加速度信号中的频

率成分和滚动轴承的几何尺寸和缺陷类型之间的关系有了逐步深入的了解[3]。同时伴随快速傅立叶变换技术的建立和发展，建立了依靠频域分析的滚动轴承的状态监测和故障诊断的新方法。另外如频谱细化技术，倒频谱，包络谱分析等多种信号分析处理技术也已经应用到了滚动轴承的状态监测和故障诊断中。同时在信号预处理过程中，也经常采用如相干滤波，自适应滤波等多种滤波技术，可以有效的提高诊断的灵敏度。

基于振动信号的滚动轴承状态监测和故障诊断方法是滚动轴承状态评估和故障诊断的主要方法。经过对振动分析所涉及的各种方法和技巧的不断创新，发展和完善，使滚动轴承故障诊断的有效性不断的提高。总的来说，振动分析法经历了以下四个发展阶段：

第一阶段：使用通用的频谱分析仪对滚动轴承进行故障诊断。这种方法可以用来判断滚动轴承是否存在故障。

第二阶段：使用冲击脉冲技术对滚动轴承进行故障诊断。这种方法可以相对有效的检测出滚动轴承的早期故障。

第三阶段：使用共振解调技术对滚动轴承进行故障诊断。其基本原理为：根据实际情况，选择某一高频固有振动作为研究对象，使用中心频率等于固有频率的带通滤波器进行滤波，将固有振动的成分分离出来，再利用 Hilbert 变换对信号进行包络解调处理，从而得到只包含故障特征的低频包络信号，最后对此信号进行频谱分析即可得到滚动轴承的故障信息。共振解调技术可以有效的诊断滚动轴承中的局部故障，并且可以判断故障的大致严重程度。

第四阶段：开发以微机为中心的滚动轴承状态监测和故障诊断技术。伴随着微机技术的迅速发展，以微机为中心的滚动轴承状态监测和故障诊断技术不仅具有很高的灵活性和很强的适应性，同时还易于维护和升级，并且便于推广和应用。

与其他故障诊断方法相比较，振动法有以下的优点：

1）不受轴承类型的影响，可以诊断任何类型轴承的故障；

2）在故障早期就可以发现异常；

3）不需要其他信号源，并且可以在旋转中测定；

4）信号检测和处理相对比较简单。

除了利用振动法对滚动轴承进行状态监测和故障诊断外，其他一些技术也得到了很大的发展。如光纤维监测技术，油液污染分析法，声发射技术等。

将多个振动特征量融合成可以反应滚动轴承性能退化程度的无量纲定量指标，可以有效

解决单一特征量对退化程度反应不灵敏或者不一致的问题。Qiu 等人提出基于自组织映射网络的鲁棒性能评估方法[4]。Huang 等人以此为基础提出了采用 SOM 和 ANN 的方法进行滚动轴承寿命预测，并取得了比较满意的结果[5]。Yu 等人提出基于贝叶斯推断的概率作为反应滚动轴承失效概率的指标[6]。Yan 等人提出基于逻辑回归的设备退化状态的评估方法[7]。Caesarendra 等人采用相关向量机和逻辑回归相结合的方法来确定滚动轴承的损伤程度和预测故障时间[8]。Pan 等人采用模糊 C 均值建立模型，并以隶属度这一无量纲量作为反应滚动轴承损伤状态的定量指标[9]。潘玉娜等人提出了基于模糊 C 均值的性能退化评估方法，在该方法中，训练样本包含正常和故障两种状态的数据，从而建立智能评估模型，同样以隶属度作为状态评估的定量指标，评估效果良好[10]。文献[11,12]针对风电机组工作条件的动态变化情况，比较了 SOM,GMM 和神经网络用于风电机组长数据性能评估的情况，结果表明 GMM 模型更适用于退化趋势的跟踪。Chen 等构造了自适应冗余多小波包，该方法在滚动轴承复合故障检测中得到了有效应用[12,13]。Cheng 等通过将经验模式分解和能量算子解调应用到滚动轴承的状态评估中，可以有效地区分轴承故障特征[12,14]。Rojas 和 Nandi 将支持向量机应用到滚动轴承的故障诊断中，可以有效地识别故障样本[12,15]。EMD 是一种自适应的信号分解方法，该方法一经提出便受到了机械故障诊断领域众多学者的极大关注[16-18]，该方法本身仍然存在一些问题，例如端点效应问题、模式混叠问题等。为解决 EMD 中的模式混叠问题，Wu 等[19]提出了集成经验模式分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)，并被应用于滚动轴承的故障诊断[20]。

1.3 论文的研究内容

本文首先通过滚动轴承故障模拟试验，从时域，频域，时频域中共提取出 12 个表征轴承状态的特征量，然后采用 FDA 法对多维特征量进行降维，并采用逻辑回归法对多维特征量进行融合，根据融合后的无量纲量实现对滚动轴承状态的二分类,经多组试验数据的验证，融合后的无量纲量可以有效的实现滚动轴承的故障诊断；此外，对多测点传感器得到的数据进行了进一步的融合，融合后使滚动轴承故障状态的识别能力得到进一步提高；最后，对上述模型进行基于 MATLAB 与 VC++混合编程的软件开发，以适应工程实际应用的需要。本文具体章节内容安排如下：

第一章为绪论，首先介绍了本文的研究背景以及研究意义，然后阐述了滚动故障诊断方法的发展历程以及当今主要的诊断方法，并分析了国内外研究现状，最后介绍了本文的研究

内容和结构安排。

第二章为理论基础，本章首先介绍了滚动轴承故障特征提取的相关理论，其次，介绍了基于 FDA 的多维特征量降维方法的理论基础，随后阐述了基于逻辑回归的多维特征量融合方法的基本理论以及基于牛顿迭代的参数优化的具体方法，最后对本算法进行了总结，为后文提供了理论基础。

第三章为航空发动机滚动轴承多维特征融合方法验证，本章首先进行了滚动轴承的单点故障模拟试验，并对该试验中两个测点分别得到的 12 个原始数据进行分析，之后给出了上章所提算法的详细流程，接着利用上章所提方法分别对两个测点得到的多维特征量进行融合，融合结果可以比较显著地区分滚动轴承的正常和故障状态，然后将两个测点的数据再进行融合，融合后的结果可以非常明显的区分滚动轴承的正常和故障状态，接下来研究了转速对于所建立模型的影响，结果显示本模型受转速影响灵敏度下降，但仍可粗略区分出轴承的正常和故障状态，最后将本文所提方法与基于支持向量机的滚动轴承故障诊断方法进行了比较，进一步证明了本文所提方法的有效性和优越性。

第四章为基于 MATLAB 和 Visual C++混合编程的软件开发，本章首先介绍了 MATLAB 与 C++混合编程以及和有关本模型软件开发相关的基础知识，为接下来的软件开发具体工作奠定基础，然后给出基于逻辑回归的智能诊断模型的软件开发的详细步骤和具体方法，最后展示本软件的核心程序代码及实际应用效果。

第五章为总结与展望，本章主要针对本文中提到的航空发动机滚动轴承状态评估和故障诊断的研究工作进行总结，并对后续的进一步研究以及日后需要进行的改进工作进行了展望。

第二章 基于逻辑回归的多维特征融合方法研究

2.1 引言

本章首先介绍了用于滚动轴承故障诊断的 12 个无量纲特征量的提取方法。经过滚动轴承特征提取得到的 12 个无量纲特征量均可以反映出滚动轴承正常状态和各类异常状态的差异，但是由于各特征量对各类故障的灵敏度不一致，在实际工程应用中仅凭借单一特征量难以有效识别滚动轴承状态，而采用多个特征对滚动轴承状态进行判别时，如何构造分界面是一个难题。对此，在本章介绍了基于 FDA 的多维特征降维技术，阐述了基于逻辑回归的多维特征融合的原理，并介绍基于牛顿迭代的参数优化方法，为在下一章中滚动轴承的故障诊断奠定理论基础。

2.2 滚动轴承故障特征提取

2.2.1 时域特征提取

传统的时域特征有绝对平均幅值 $\left|\overline{X}\right|$、方根幅值 X_r、有效值 X_{rms} 和峰值 $X_{\max}$，分别定义如下：

（1）绝对平均幅值

$$\left|\overline{X}\right| = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|x_i\right| \tag{2.1}$$

（2）方根幅值

$$X_r = \left[\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\sqrt{\left|x_i\right|}\right]^2 \tag{2.2}$$

（3）有效值

$$X_{\mathrm{rms}} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}x_i^{\,2}} \tag{2.3}$$

（4）峰值

$$X_{\max} = \frac{\sum_{i=1}^{10}x_{\mathrm{p}i}}{10} \tag{2.4}$$

无量纲特征包括：波形因数 S_{f}、峰值指标 C_{f}、冲击指数 L_{f}、歪度 S_{v}、峭度 K_{v} 和裕度

指标 I_f，定义如表 2.1 所示。

表 2.1 无量纲时域特征

波形因数	峰值指标	冲击指数	歪度	峭度	裕度指标
$S_f=\frac{X_{\mathrm{rms}}}{\lvert\overline{X}\rvert}$	$C_f=\frac{X_{\max}}{X_{\mathrm{rms}}}$	$CL_f=\frac{X_{\max}}{X_{\mathrm{r}}}$	$S_v=\frac{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}x_i^3}{(X_{\mathrm{rms}})^3}$	$K_v=\frac{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}x_i^4}{(X_{\mathrm{rms}})^4}$	$I_f=\frac{X_{\max}}{\lvert\overline{X}\rvert}$

2.2.2 频域特征提取

不同阶段的轴承损伤将影响其频谱，因此可以从信号频谱中提取出相应频域特征，本文提取的频域特征包括：重心频率 F_{FC}、均方频率 F_{MSF} 和频率方差 F_{VF}，定义如表 2.2 所示。其中，S_{f}为信号频谱函数。

表 2.2 频域特征

重心频率FC	均方频率MSF	频率方差VF
$\mathrm{FC}=\frac{\sum_{\mathrm{i}=0}^{n}f_iS(f_i)}{\sum_{\mathrm{i}=0}^{n}S(f_i)}$	$\mathrm{M}SF=\frac{\sum_{\mathrm{i}=0}^{n}f_i^2S(f_i)}{\sum_{\mathrm{i}=0}^{n}S(f_i)}$	$VF=\frac{\sum_{\mathrm{i}=0}^{n}(f_i-FC)^2S(f_i)}{\sum_{\mathrm{i}=0}^{n}S(f_i)}$

2.2.3 基于小波变换的故障特征提取

设 f_E 是包络频谱的分析带宽（通常 f_E>3max(f_d)）,包络谱为 $W(f)$，设 $W(f)$谱线的数目为 N_e，则包络谱的平均值S_{ea} 为：

$$\mathrm{S}_{ea}=\frac{1}{N_e}\sum_{i=0}^{N_e}W(f_i) \tag{2.5}$$

再令包络谱中的故障特征频率各阶倍频处的谱线平均值，设包络谱中故障频率的谱线数 n_e。则

$$\mathrm{S}_{\mathrm{ed}}=\frac{1}{n_e}\sum_{i=0}^{n_e}W(if_d) \tag{2.6}$$

则构造一个无量纲特征量：

$$\Delta S_e=\frac{S_{ed}}{S_{ea}} \tag{2.7}$$

但是，实际上，根据轴承转速和基本参数计算得到的特征频率与包络频谱中的特征频率往往并不一致，通常采用在理论计算的故障频率 f_d 附近小范围内寻找一个最大频谱值作为 $W(f_d)$。

在特征量的具体计算过程中，本文采用 db8 小波基底对信号进行 5 层分解，共获得了 5 个细节信号 d1、d2、d3、d4、d5 和 1 个近似信号 a5。对这 6 个信号分别进行包络谱分析，通过自动计算可以得到内圈、外圈、滚动体故障所分别对应的 3 个无量纲特征量，最后求出 6 个信号中所计算的每个特征量的最大值，作为该特征量值。最终得到分别代表内圈故障、外圈故障和滚动体故障的 3 个无量纲特征值。

2.3 Fisher 线性判别（FDA）原理

FDA 的基本思想是，选择一个投影方向，使投影后的两类尽可能的远，而每一类的内部样本又尽可能的聚集[21]。然后在这个一维空间中确定一个分类阀值，过此阀值点且与投影方向相垂直的超平面就是两类的分界面,如图 2.1 所示。接下来我们来确定 FDA 的最优投影方向。

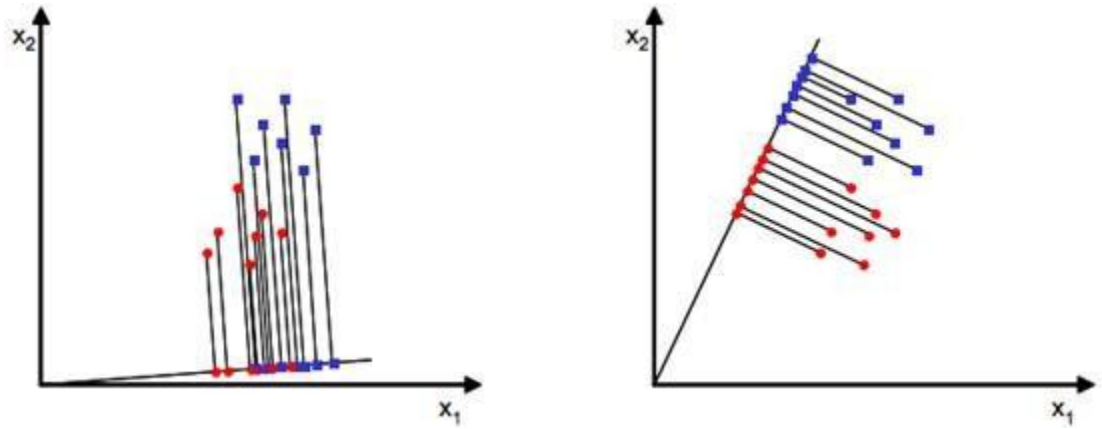


图 2.1 fisher 线性判别分界面（右图的投影方向更优）

设训练样本为 $\boldsymbol{X}=\{\boldsymbol{x}_1 \cdots \boldsymbol{x}_N\}$,共有 N 个样本，每一个样本都是一个 m 维向量，其中 $\boldsymbol{\omega}_1$ 类样本为 $\boldsymbol{x}_1=\{x_1^1, \cdots x_{N_1}^1\}$, ω_2 类的样本为 $\boldsymbol{x}_2=\{\boldsymbol{x}_1^2, \cdots x_{N_2}^2\}$，设投影方向为 $\boldsymbol{w}$，则每一个样本投影后为：

$$y_1 = \boldsymbol{w}^T \boldsymbol{x}_i, \quad i = 1,2 \ldots N \tag{2.8}$$

原样本空间的类均值向量为：

$$\boldsymbol{m}_i = \frac{1}{N_i}\sum_{\boldsymbol{x}_j \in \boldsymbol{X}_i} \boldsymbol{x}_j,\ i = 1,2 \tag{2.9}$$

各类的类内离散度矩阵为：

$$\boldsymbol{S}_{\mathrm{i}} = \sum_{x_j \in \boldsymbol{X}_i} (\boldsymbol{x}_j - \boldsymbol{m}_i)(\boldsymbol{x}_j - \boldsymbol{m}_i)^T,\ i = 1,2 \tag{2.10}$$

总类内离散度矩阵为：

$$\boldsymbol{S}_w = \boldsymbol{S}_1 + \boldsymbol{S}_2 \tag{2.11}$$

类间离散度矩阵为;

$$\boldsymbol{S}_b = (\boldsymbol{m}_1 - \boldsymbol{m}_2)(\boldsymbol{m}_1 - \boldsymbol{m}_2)^T \tag{2.12}$$

将样本投影到一维空间，得到两类的均值为：

$$\widetilde{m}_i = \frac{1}{N_i}\sum_{y_j \in \boldsymbol{Y}_i} y_i = \frac{1}{N_i}\sum_{\boldsymbol{x}_j \in \boldsymbol{X}_i} \boldsymbol{w}^T \boldsymbol{x}_j = \boldsymbol{w}^T \boldsymbol{m}_i,\ i = 1,2 \tag{2.13}$$

类内离散度为：

$$\widetilde{S}_i^2 = \sum_{y_j \in \boldsymbol{Y}_i} (y_i - \widetilde{m}_i)^2 \tag{2.14}$$

总类内离散度为：

$$\widetilde{S}_2 = \widetilde{S}_1^2 + \widetilde{S}_2^2 \tag{2.15}$$

类间离散度为：

$$\widetilde{S}_b^2 = (\widetilde{m}_1 - \widetilde{m}_2)^2 \tag{2.16}$$

通过计算如下的 fisher 准则函数，即可找到这个投影方向，使投影后的两类尽可能的远，而每一类的内部样本又尽可能的聚集。

$$\max J_F(\boldsymbol{\omega}) = \frac{\widetilde{S}_b^2}{\widetilde{S}_\omega^2} = \frac{(\widetilde{m}_1 - \widetilde{m}_2)^2}{\widetilde{S}_1^2 + \widetilde{S}_2^2} \tag{2.17}$$

将式（2.18）代入式（2.26）中，可以得到：

$$\max J_F(\boldsymbol{\omega}) = \frac{\boldsymbol{w}^T S_b \boldsymbol{w}}{\boldsymbol{w}^T S_w \boldsymbol{w}} \tag{2.18}$$

为求得最优投影方向，我们可以将问题转化为如下的优化问题：

$$\max \quad \boldsymbol{w}^T S_b \boldsymbol{w}$$

$$\text{s.t.} \quad \boldsymbol{w}^T S_w \boldsymbol{w} = c \neq 0 \tag{2.19}$$

以上是一个等式在有约束条件下的极值问题，可以通过拉格朗日乘子法求解。求解可得最优投影方向为：

$$\boldsymbol{w}^* = S_w^{-1}(\boldsymbol{m}_1 - \boldsymbol{m}_2) \tag{2.20}$$

本文使用 FDA 对多维振动特征量进行降维处理，其意义在于：

（1）减小计算量，提高运算速度。

（2）去除与要解决的分类问题关系并不密切的特征量的影响，提高分类器的性能。

2.4 逻辑回归原理

考虑二分类问题，其输出标记为{0,1}，我们希望找到这样一个函数，若函数值大于零，则判断为正例，小于零则判断为反例[22]。最理想的是单位阶跃函数，但是单位阶跃函数不连续，以此不能直接作为对数线性回归的联系函数，于是我们希望找到能在一定程度上近似单位阶跃函数的“替代函数”，并希望它单调可微，对数几率函数正是这样的一个常用的替代函数：

$$y = \frac{1}{1+\mathrm{e}^{-x}} \tag{2.21}$$

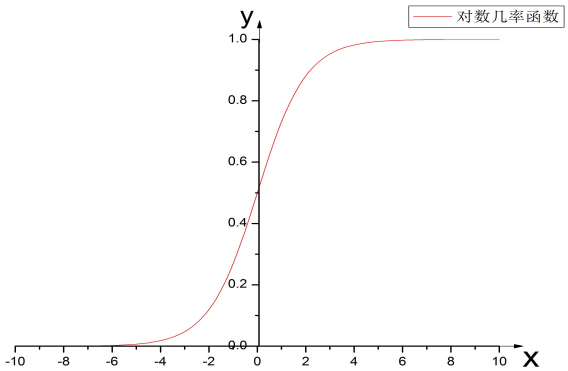


图 2.2 对数机率函数

由图 2.2 可以看出对数机率函数是一种 sigmoid 函数，它将 x 的值转化为一个接近于 0 或者 1 的 y 值，并且其输出值在 x=0 附近变化很陡。将对数几率函数作为联系函数可以得到：

$$y=\frac{1}{1+\mathrm{e}^{-(\boldsymbol{\omega}^T\boldsymbol{x}+b)}} \tag{2.22}$$

上式可变化为：

$$\ln\frac{y}{1-y}=\boldsymbol{\omega}^T\boldsymbol{x}+b \tag{2.23}$$

若将 y 视为样本 x 作为正例的可能性，则(1-y)为其作为反例的可能性，两者的比值λ为：

$$\lambda=\frac{y}{1-y} \tag{2.24}$$

称为“几率”，反映了样本 x 作为正例的相对可能性，对几率取对数可以得到“对数几率”logit：

$$\mathrm{logit}=\ln\frac{1}{1-y} \tag{2.25}$$

由式（2.22）可以看出，该式实际上是在用线性回归模型的预测结果去逼近真实标记的对数几率，因此，其对应的模型称为“对数几率回归”，亦称为“逻辑回归”。

下面我们来研究如何确定式（2.22）中的参数 $\boldsymbol{\omega}$ 和 b。若将 y 视为类后验概率估计 $p(y=1\mid\boldsymbol{x})$,则式（2.23）可重写为：

$$\ln\frac{p(y=1\mid\boldsymbol{x})}{p(y=0\mid\boldsymbol{x})}=\boldsymbol{\omega}^T\boldsymbol{x}+b \tag{2.26}$$

显然有：

$$p(y=1\mid\boldsymbol{x})=\frac{e^{\boldsymbol{\omega}^T\boldsymbol{x}+b}}{1+e^{\boldsymbol{\omega}^T\boldsymbol{x}+b}} \tag{2.27}$$

$$p(y=0\mid\boldsymbol{x})=\frac{1}{1+e^{\boldsymbol{\omega}^T\boldsymbol{x}+b}} \tag{2.28}$$

于是我们可以利用极大似然法估计 $\boldsymbol{\omega}$ 和 b。给定数据集合 $\{(x_i,y_i)\}_{i=1}^m$，逻辑回归模型最大化的对数极大似然函数为：

$$l(\boldsymbol{\omega},b)=\sum_{i=1}^{m}\ln p(y_i\mid x_i;\boldsymbol{\omega},b) \tag{2.29}$$

即令每一个样本属于其真实标记的概率越大越好。为便于讨论，令 $\boldsymbol{\beta}=(\boldsymbol{\omega};\ b)$，$\hat{\boldsymbol{x}}=(\boldsymbol{x};1)$，则 $\boldsymbol{\omega}^T\boldsymbol{x}+b$ 可化为 $\boldsymbol{\beta}^T\hat{\boldsymbol{x}}$。再令 $p_1(\hat{\boldsymbol{x}};\boldsymbol{\beta})=p(y=1\mid\hat{\boldsymbol{x}};\boldsymbol{\beta})$，$p_0(\hat{\boldsymbol{x}};\boldsymbol{\beta})=p(y=0\mid\hat{\boldsymbol{x}};\boldsymbol{\beta})=1-p_1(\hat{\boldsymbol{x}};\boldsymbol{\beta})$，则式（2.29）中的似然函数可重写为：

$$p(y_i\mid x_i;\boldsymbol{\omega},b)=y_ip_1(\hat{\boldsymbol{x}}_i;\boldsymbol{\beta})+(1-y_i)p_0(\hat{\boldsymbol{x}}_i;\boldsymbol{\beta}) \tag{2.30}$$

将式（2.30）代入式（2.29），并且根据式（2.27），（2.28）可知，最大化式（2.29）相当于最小化：

$$l(\boldsymbol{\beta})=\sum_{i=1}^{m}(-y_i\boldsymbol{\beta}^T\hat{\boldsymbol{x}}_i+\ln(1+e^{\boldsymbol{\beta}^T\hat{\boldsymbol{x}}_i}) \tag{2.31}$$

式（2.31）是关于 $\boldsymbol{\beta}$ 的高阶可导连续凸函数，可以用经典的数值优化算法如梯度下降法，牛顿法等求得其最优解。

使用逻辑回归处理二分类问题有如下优点：

（1）本方法是直接对分类可能性进行建模，故无需事先假设数据分布。

（2）本方法不仅可以实现对类别的预测，同时可以得到近似的概率预测，这对许多需要利用概率辅助决策的任务非常重要。

（3）对数几率函数是任意阶可导的凸函数，现有的许多数值优化算法都可用于求其最优解。

2.5 牛顿迭代法参数优化原理

设 f(x)是 n 次可微实函数,在 x_0 附近用一次 Taylor 公式展开近似 f,可以得到过（x_0，$f(x_0)$）的切线 L：

$$y=f(x_0)+f'(x_0)(x-x_0) \tag{2.32}$$

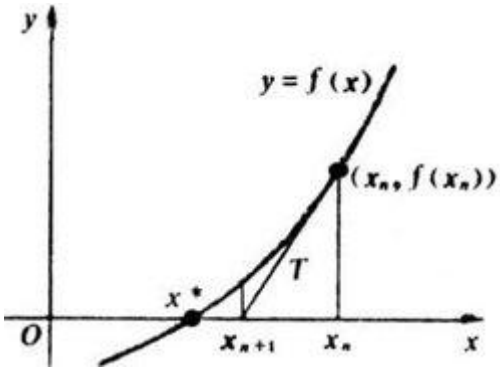


图 2.3 牛顿迭代原理

求出 L 与 x 轴的横坐标为 $x_1 = x_0 - \frac{f(x_0)}{f'(x_0)}$，$x_1$ 为 r 的一次近似值。过点（x_1，$f(x_1)$）做 $f(x)$ 的切线 L_1，可求出该切线与 x 轴交点的横坐标为：$x_2 = x_1 - \frac{f(x_1)}{f'(x_1)}$，则 x_2 为 r 的二阶近似。以此类推，可以得到 r 的 n 阶近似为：$x_n = x_{n-1} - \frac{f(x_{n-1})}{f'(x_{n-1})}$。上式即为牛顿迭代求根公式[23]。

对于求 $f(x)$ 的极值问题，可以将其转化为求 $f'(x) = 0$ 的根的问题。故将 $f(x)$ 做二阶泰勒展开，可以得到：

$$y = f(x_0) + f'(x_0)(x - x_0) + \frac{1}{2} f''(x_0)(x - x_0)^2 \tag{2.33}$$

记 $\Delta x = x - x_0$，在式（2.33）中对 Δx 求导可得：

$$\Delta x = -\frac{f'(x)}{f''(x)} \tag{2.34}$$

故参数优化的牛顿迭代公式为：

$$\mathrm{x}_{\mathrm{n}+1} = x_n + \Delta x = x_n - \frac{f'(x)}{f''(x)},\ n = 1,2\ldots N \tag{2.35}$$

2.6 本章小结

本章首先阐述了滚动轴承故障特征提取的相关理论，并据此提取到了时域，频域，小波包络谱中的 12 个故障特征。接下来研究了基于 FDA 的多维特征量降维方法，降维后可以分别得到一维的训练样本和测试样本，降维后可以提高分类器的推广能力，降低其计算量，同

时可以去除一些与要解决的分类问题并不密切相关的特征量，对分类器的后续设计起到了提高性能的作用。此外，本章还继续研究了基于逻辑回归的多维特征量融合方法的基本理论，并介绍了基于牛顿迭代的参数优化方法，从而建立了基于逻辑回归的多维特征量融合模型，可以应用到对于未知样本的状态分类和故障诊断中。

第三章 航空发动机滚动轴承振动故障多维特征融合及故障诊断

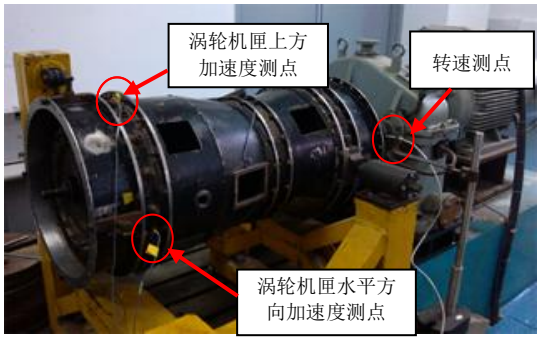
3.1 引言

本章中首先进行了航空发动机滚动轴承单点故障模拟试验，分别从机匣水平方向测点和垂直方向测点得到了正常状态，内圈故障，外圈故障，滚动体故障的 4 组振动数据，并根据上章所提方法从时域，频域和小波包络谱中提取出了 12 维滚动轴承的特征量，然后，采用第二章所介绍的多维特征融合方法，分别对机匣水平方向测点和垂直方向测点得到的多维特征量进行模型训练，对相应测点采集到的测试样本进行测试，并将其应用到未知样本的故障识别中，此外，还对多测点传感器融合进行了研究，并与单传感器特征融合的结果进行了对比。接下来分析了转速对融合模型的影响。最后，对比了本文所提方法与基于支持向量机的滚动轴承故障诊断方法，进一步说明了本文所提方法的有效性与优越性。

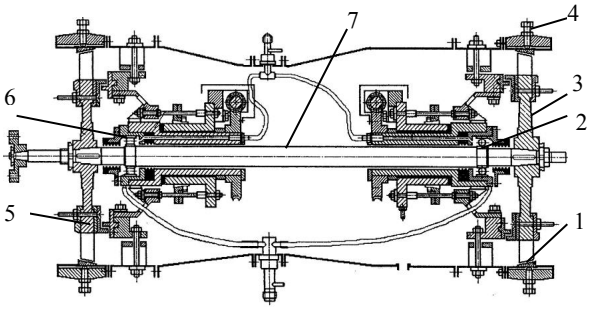
3.2 滚动轴承单点故障模拟试验

3.2.1 试验平台

本试验采用中航工业沈阳发动机设计研究所研制的带机匣的航空发动机转子试验器进行滚动轴承单点故障模拟试验用以模拟滚动轴承故障在机匣测点的响应，其实物图如图 3.1(a), 剖面图如图 3.1(b)所示：



(a) 实物图



1-碰摩环 2-球轴承 3-涡轮盘 4-碰摩环点变形顶螺栓
5-压气机轮盘 6-滚柱轴承 7-轴

（b）剖面图

图 3.1 航空发动机转子试验器

带机匣的航空发动机转子试验器是根据真实的航空发动机进行仿造制造的，该试验器的大小为真实的航空发动机大小的 1/3 左右。同时，其内部结构进行了以下简化：首先，对核心机支撑结构进行了简化，简化之后的形式为 0-2-0，同时为了调整系统的动力学特性，采用了可调刚度的支撑结构；其次，对多级压气机结构进行了简化，在试验器上调整为单级轮盘，

在结构上形成了转子-支撑-叶盘-机匣的布局[24]。在此之中，压气机端采用滚柱轴承作为支撑，涡轮机匣端采用滚珠轴承作为支撑。

3.2.2 试验方案

本试验的试验对象为 6206 型滚动轴承，其参数如表 3.1 所示，各部件的故障频率由滚动轴承特征频率计算公式得到，如表 3.2 所示。

表 3.1 6206 型滚动轴承基本参数（单位:mm)

型号	厚度	外圈直径	内圈直径	滚动体直径	节径
6206	16	62	30	9.5	46

表 3.2 滚动轴承各部件故障频率（单位: 转频）

型号	内圈	外圈	滚动体
6206	5.4293	3.5707	4.6356

为了研究航空发动机滚动轴承发生不同类型损伤故障后所引发的不同的机匣响应，故需要对滚动轴承进行故障加工。在本文所进行的滚动轴承单点故障模拟试验中，主要采用线切割技术对轴承进行加工，即分别对滚动轴承的内圈，外圈，滚动体进行线切割加入故障。如图 3.2 所示，位于航空发动机转子试验器涡轮机匣处的 6206 型号的滚动轴承的内圈，外圈，滚动体分别进行了线切割故障加工。

(a) 外圈故障　(b) 内圈故障　(c) 滚动体故障

图 3.2 故障加工后的 6206 滚珠轴承

滚动轴承单点故障模拟试验的测点如图 3.3 所示，在进行水平方向和垂直方向分别布置加速度传感器，用以获取机匣的振动加速度信号，振动加速度信号通过 NI USB9234 数据采集器进行数据采集，实物图如图 3.3(a)所示。加速度传感器信号为 B&K 4805，实物图如图 3.3(b)所示，采样频率为 10.24kHz。分别进行 4 次滚动轴承单点故障模拟试验，如表 3.3 所示，每组试验数据包含正常情况，内圈故障，外圈故障，滚珠故障 4 种状态。

表 3.3 各组试验的转速和测点位置

试验次数	转速/rpm	测点
1	1500	机匣上方和水平方向
2	1800	机匣上方和水平方向
3	2000	机匣上方和水平方向
4	2400	机匣上方和水平方向

（a）试验平台　　（b）控制面板

图 3.3 航空轴承失效监控试验系统实物图

3.3 故障特征灵敏度分析

通过本章上一节所述的试验，在 1500rpm 的转速下，分别得到了采集自机匣水平方向测点和机匣垂直方向测点的 12 的故障特征量，每组特征量包含滚动轴承正常状态，内圈故障状态，外圈故障状态，内圈故障状态，滚动体故障状态下的四组数据，本节将对每一故障特征的灵敏度进行分析。

3.3.1 机匣水平方向振动特征量灵敏度分析

图 3.4 至图 3.15 为机匣水平方向测点测得的 12 个无量纲特征量对故障灵敏度的反映。12 个无量纲特征量具体为：歪度，波形因数，冲击指数，峰值指标，翘度，裕度指标，重心频率，均方频率，频率方差，内圈时频域特征量，外圈时频域特征量，滚珠时频域特征量。

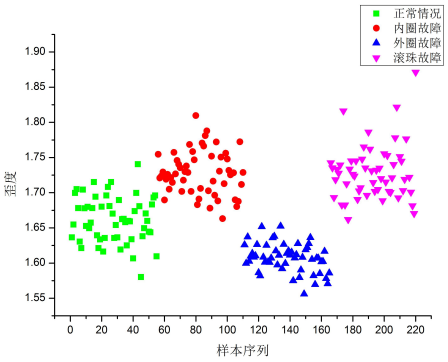


图 3.4 歪度

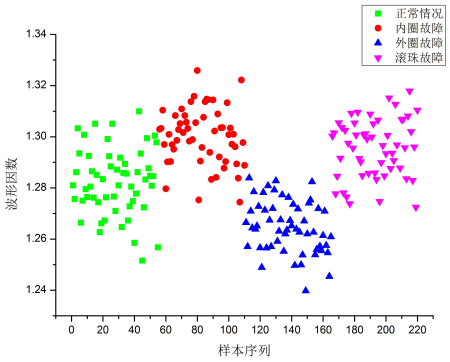


图 3.5 波形因数

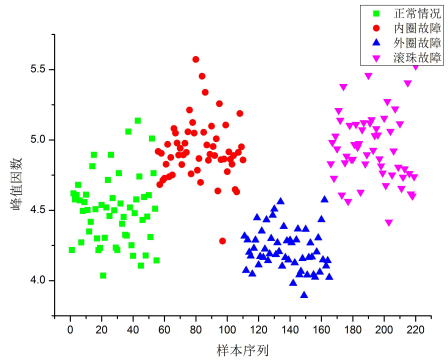


图 3.6 峰值因数

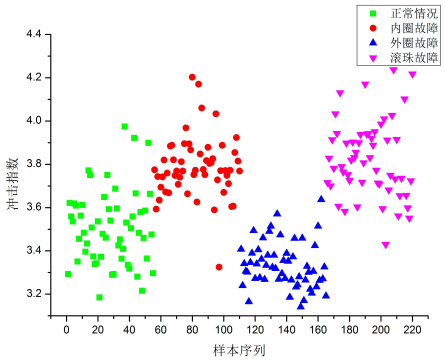


图 3.7 冲击指标

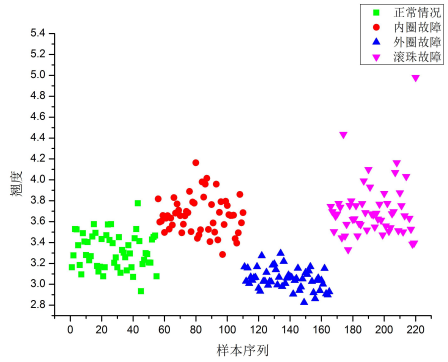


图 3.8 翘度

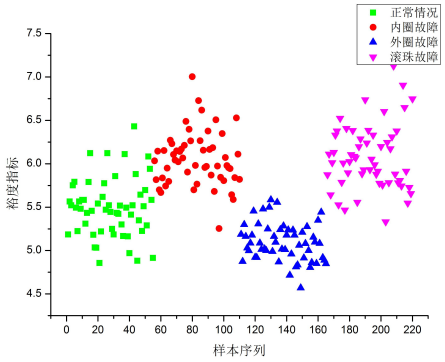


图 3.9 裕度指标

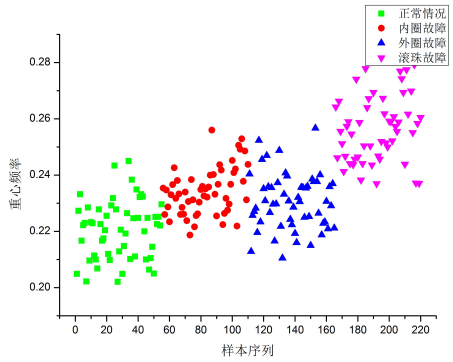


图 3.10 重心频率

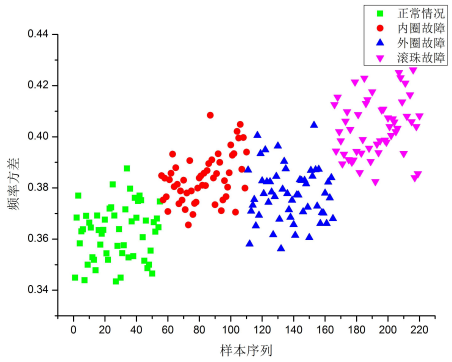


图 3.11 频率方差

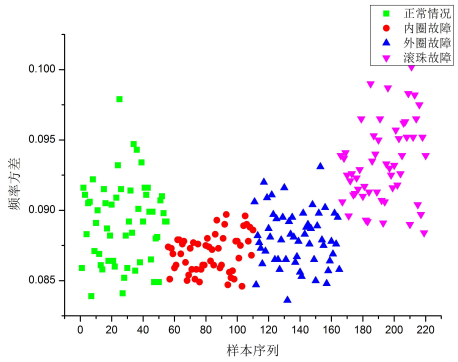


图 3.12 均方频率

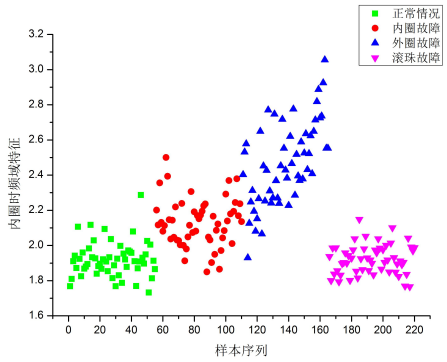


图 3.13 内圈时频域特征

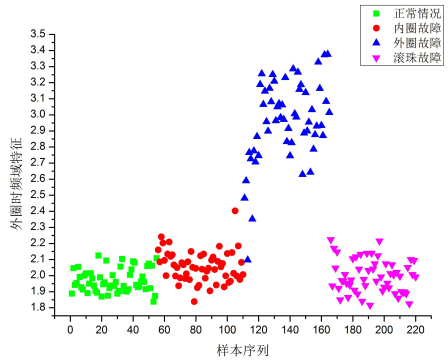


图 3.14 外圈时频域特征

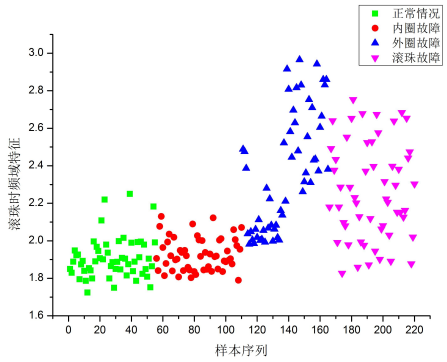


图 3.15 滚珠时频域特征

3.3.2 机匣垂直方向振动特征量灵敏度分析

图 3.16 至图 3.27 为机匣水平方向测点测得的 12 个无量纲特征量对故障灵敏度的反映。12 个无量纲特征量具体为：歪度，波形因数，冲击指数，峰值指标，翘度，裕度指标，重心频率，均方频率，频率方差，内圈时频域特征量，外圈时频域特征量，滚珠时频域特征量。

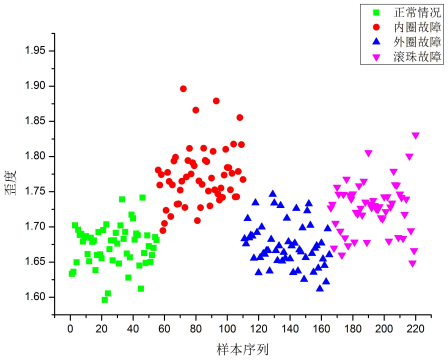


图 3.16 歪度

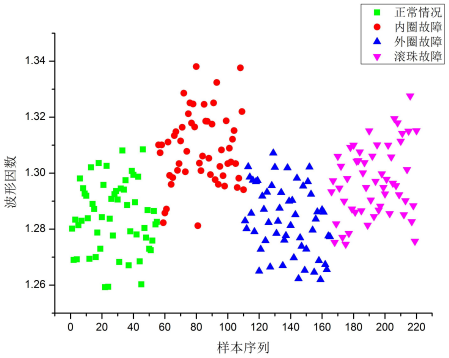


图 3.17 波形因数

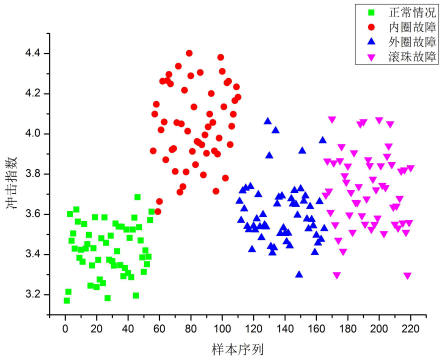


图 3.18 峰值因数

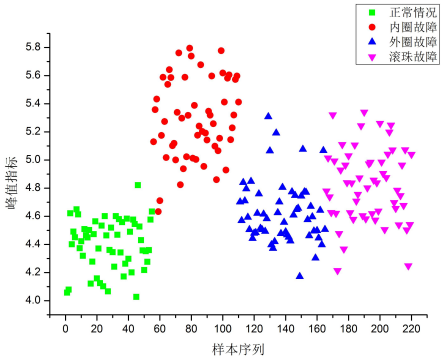


图 3.19 冲击指标

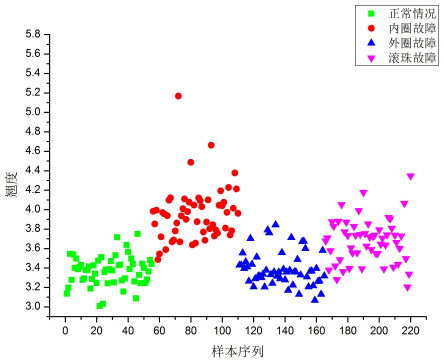


图 3.20 翘度

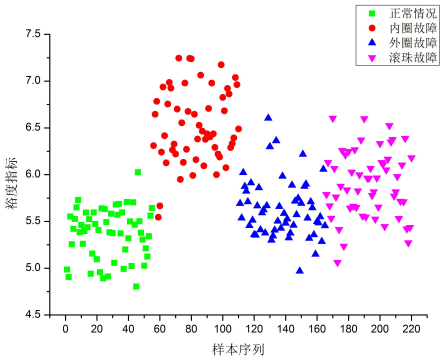


图 3.21 裕度指标

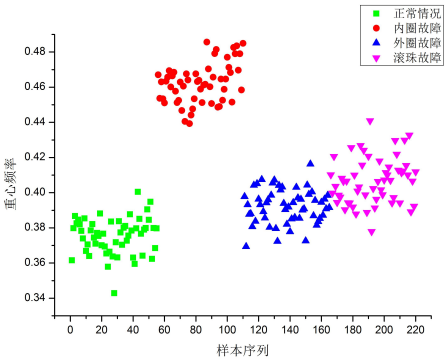


图 3.22 重心频率

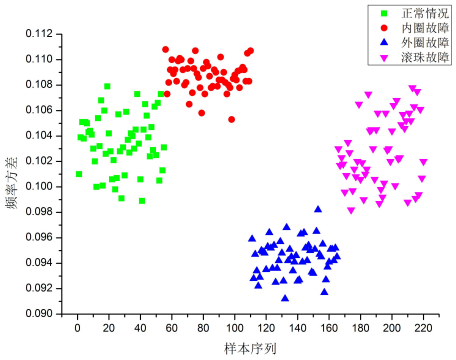


图 3.23 频率方差

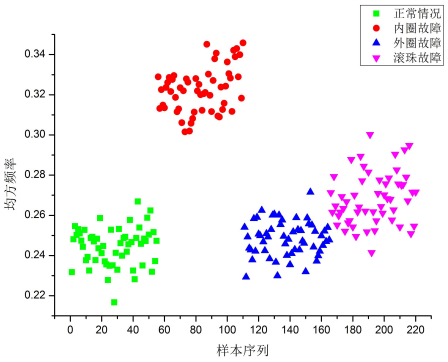


图 3.24 均方频率

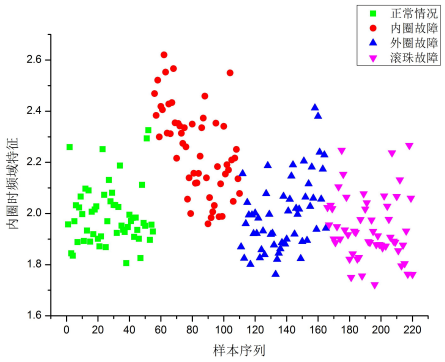


图 3.25 内圈时频域特征

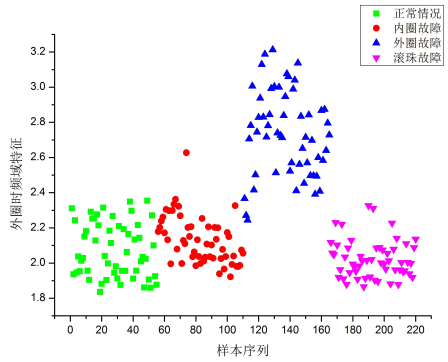


图 3.26 外圈时频域特征

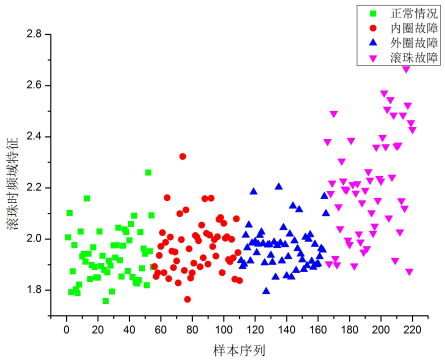


图 3.27 滚珠时频域特征

上文分别比较了在 1500rpm 下，4 种不同状态（正常情况，内圈故障，外圈故障，滚珠故障）的 12 个无量纲特征量（歪度，波形因数，冲击指标，峰值指标，翘度，裕度指标，重心频率，均方频率，频率方差，内圈时频域特征，外圈时频域特征，滚珠时频域特征），可以

得到以下结论：

（1）12 个特征量对滚动轴承故障的灵敏度不同，其中，机匣水平方向测点得到的重心频率和均方频率以及机匣垂直方向测点得到的冲击指数和峰值指标对区分滚动轴承正常状态和故障状态的灵敏度最高；

（2）机匣垂直方向测点得到的重心频率，均方频率对区分内圈故障状态和非内圈故障状态的灵敏度最高；

（3）外圈时频域特征对区分外圈故障状态和非外圈故障状态的灵敏度最高，此外机匣垂直方向测点得到的频率方差对区分外圈故障状态和非外圈故障状态也有一定的区分能力；

（4）机匣水平方向测点得到的重心频率，频率方差和均方频率对区分滚珠故障状态和非滚珠故障状态的区分度最高；

（5）其他指标对于区分正常状态和非正常状态，内圈故障和非内圈故障，外圈故障和非外圈故障，滚珠故障和非滚珠故障均有一定的灵敏度，但是其影响大小不一，因此有必要对特征量进行优化和融合。

3.4 基于逻辑回归的特征融合的方法

本节将基于 FDA 和逻辑回归算法，设计滚动轴承多维特征量融合模型，用于判断某一具体样本所处状态，算法流程如图 3.28 所示。

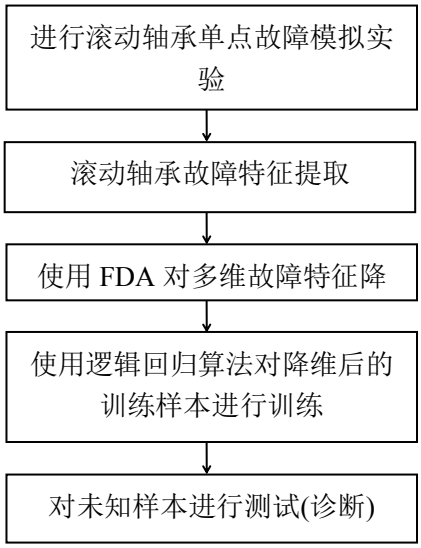


图 3.28 逻辑回归算法流程图

第一步：用 FDA 算法对包含多维特征的训练样本，测试样本分别进行降维，得到一维的

训练样本和测试样本。

第二步：用逻辑回归算法对降维后得到的训练样本进行训练，由牛顿法优化计算逻辑回归参数 theta，建立逻辑回归分类系统。

第三步：对降维后得到的一维测试样本进行测试，计算每组测试样本的 Tsigmoid 值，根据此值对测试样本进行二分类。

在本章第一节中介绍了基于人工缺陷的单点故障模拟试验，依据该试验提取到了上节中所述的 12 个无量纲特征量，并将所提取的 12 的特征量按照以上算法进行融合，融合结果及分析见下节内容所述。

3.5 基于逻辑回归的多维特征融合

3.5.1 机匣水平方向多维振动特征量融合

图 3.29 至图 3.32 为机匣水平方向测点得到的融合后的 4 种不同状态的测评结果。

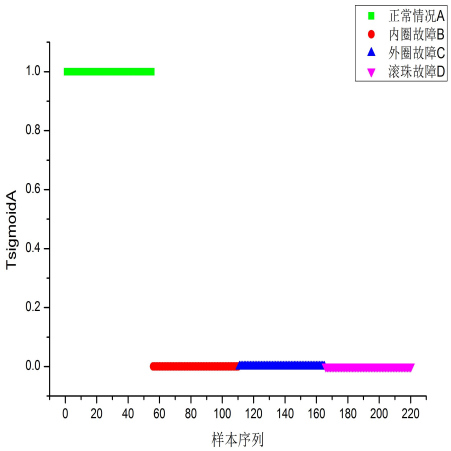


图 3.29 识别正常情况

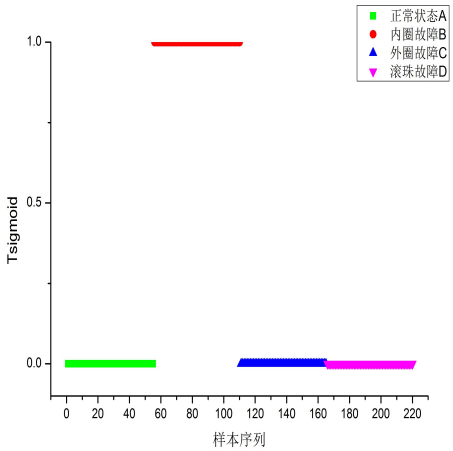


图 3.30 识别内圈故障

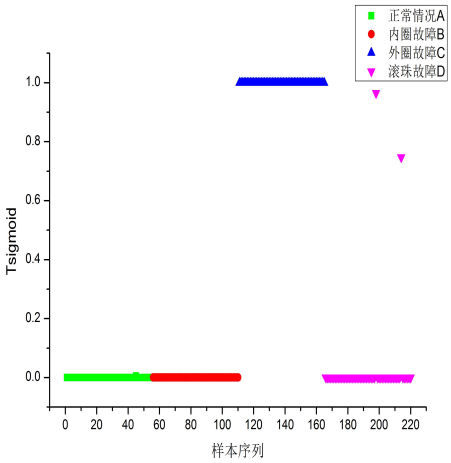


图 3.31 识别外圈故障

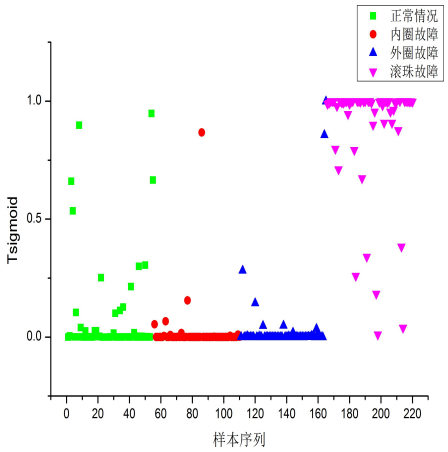


图 3.32 识别滚珠故障

3.5.2 机匣垂直方向多维振动特征量融合

图 3.33 至图 3.36 为机匣垂直方向测点得到的融合后的 4 种不同状态的测评结果。

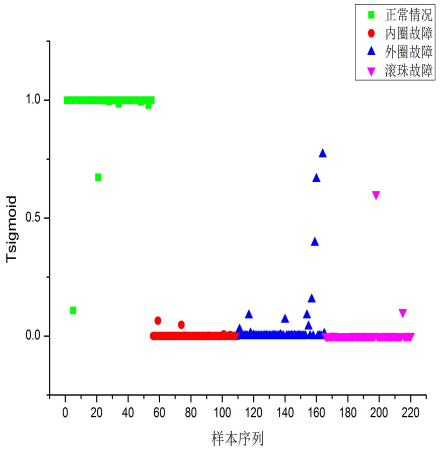


图 3.33 识别正常情况

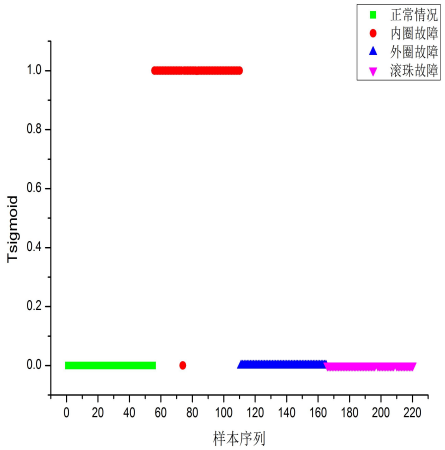


图 3.34 识别内圈故障

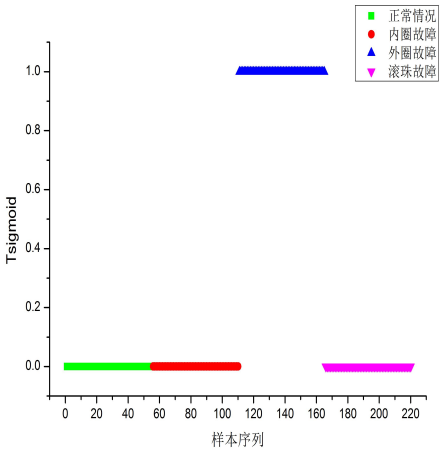


图 3.35 识别外圈故障

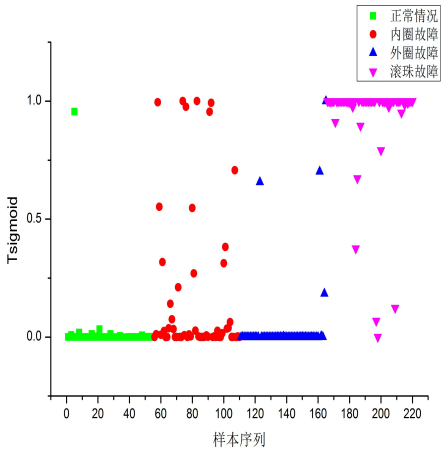


图 3.36 识别滚珠故障

通过比较图 3.4 至图 3.27 和图 3.29 至图 3.36 可得：

在融合之前，4 种状态（正常情况，内圈故障，外圈故障，滚珠故障）下的 12 维特征值相近，状态区分不明显；融合之后，正常状态和非正常状态，内圈故障状态和非内圈故障状态，外圈故障状态和非外圈故障状态，滚珠故障状态和非滚珠故障状态的区分度大大提高。

对比与融合之前，融合之后两测点得到的融合结果有如下相似规律：滚珠故障状态和非滚珠故障状态最难以识别，但仍可区分以上两种状态且区分能力较高。

通过比较图 3.29 至图 3.36，可得以下结论：

（1）由图 3.29 和图 3.36 可得：在识别正常状态的测试中，正常状态的测试样本被识别为正常状态的概率接近于 1，而内圈故障状态，外圈故障状态，滚珠故障状态的测试样本被识别为正常状态的概率接近于 0；

（2）由图 3.30 和图 3.34 可得：在识别内圈故障状态的测试中，内圈故障状态的测试样本被识别为内圈故障状态的概率接近于 1，而正常状态，外圈故障状态，滚珠故障状态的测试样本被识别为内圈故障状态的概率接近于 0；

（3）由图 3.31 和图 3.35 可得：在识别外圈故障状态的测试中，外圈故障状态的测试样本被识别为外圈故障状态的概率接近于 1，而正常状态，内圈故障状态，滚珠故障状态的测试样本被识别为外圈故障状态的概率接近于 0；

（4）由图 3.32 和图 3.36 可得：在识别滚珠故障状态的测试中，滚珠故障状态的测试样本被识别为滚珠故障状态的概率接近于 1，而正常状态，内圈故障状态，外圈故障状态的测试样本被识别为滚珠故障状态的概率接近于 0；

3.5.3 机匣水平方向和垂直方向多维振动特征量融合

图 3.37 至图 3.40 为机匣垂直方向测点得到的融合后的 4 种不同状态的测评结果。

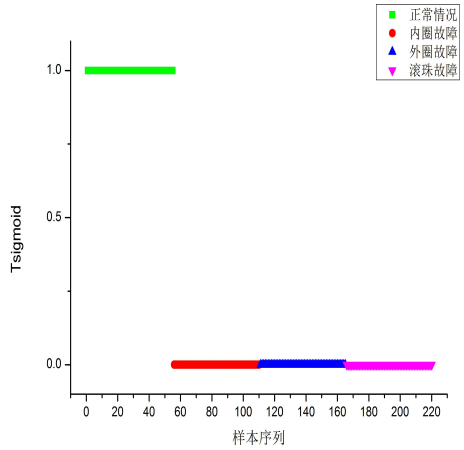


图 3,37 识别正常情况

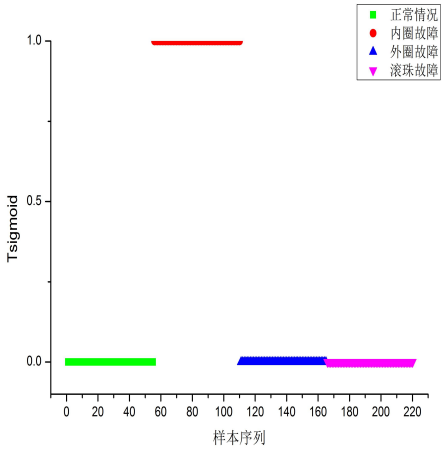


图 3.38 识别内圈故障

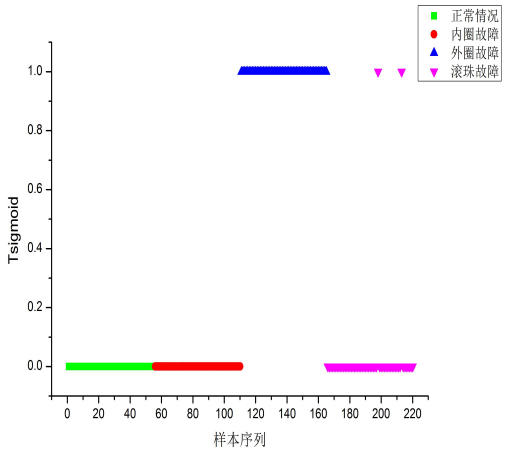


图 3.39 识别外圈故障

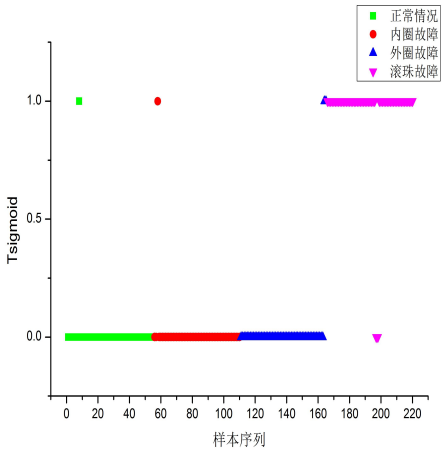


图 3.40 识别滚珠故障

由图 3.37 至图 3.40 可得：

将机匣水平方向测点得到的融合结果与垂直方向测点得到的融合结果再做融合，融合之后对于滚动轴承正常状态，内圈故障状态，外圈故障状态，滚珠故障状态的识别能力得到进一步的提高，可以明显区分正常状态和非正常状态，内圈故障状态和非内圈故障状态，外圈故障状态和非外圈故障状态以及滚珠故障状态和非滚珠故障状态。

3.6 转速对基于逻辑回归的多维特征量融合方法的影响

本文以识别正常状态和非正常状态为例，分别分析转速对采集自机匣水平方向和垂直方向测点的多维特征量的融合结果的影响，以及对两测点再融合得到的结果的影响。

分别在 1500rpm,1800rpm,2400rpm 的转速下提取正常情况，内圈故障，外圈故障，滚珠故障的样本，再将三个转速下的正常情况，内圈故障，外圈故障，滚珠故障的样本分别进行融合，融合后分别得到正常情况，内圈故障情况，外圈故障情况，滚珠故障情况的 4 组训练样本，按上文所述方法进行训练，得到相应的逻辑回归参数 theta。最后对在 1800rpm 下提取到的测试样本进行测试，测试结果如图 3.40 至图 3.42 所示：

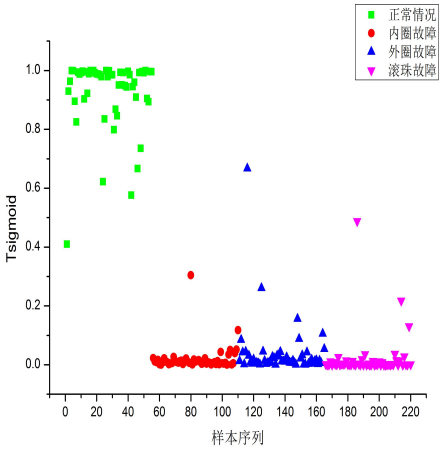


图 3.41 转速对水平方向测点的影响

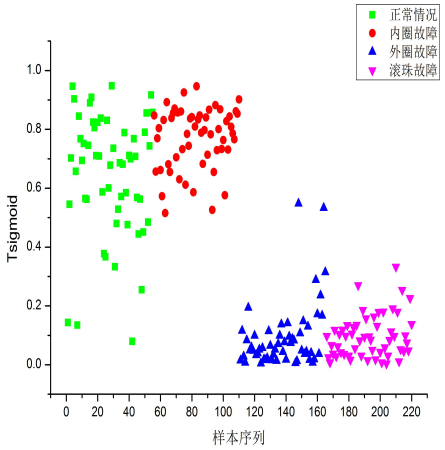


图 3.42 转速对垂直方向测点的影响

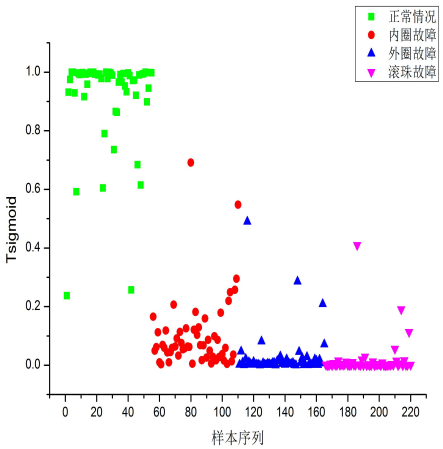


图 3,43 转速对水平与垂直方向测点的影响

由图 3.41 至图 3.43 可得：

（1）转速对采集自机匣水平方向和垂直方向测点的多维特征量的融合结果都有一定的影响，从而使两测点的再融合结果也受到了转速的影响，使对正常状态和非正常状态的识别能力下降，但仍可识别以上两种状态且识别能力较高。

（2）通过比较图 3.37 和图 3.38 可得转速对采集自机匣水平方向测点的多维特征量的融

合结果的影响大，对采集自机匣垂直方向测点的多维特征量的融合结果的影响较小。

（3）转速对融合结果的影响主要体现在内圈故障的测试样本中，使正常状态和内圈故障状态不易区分。

3.7 基于逻辑回归的故障诊断方法与基于支持向量机的故障诊断方法的比较

为了验证本文所提方法的有效性，以转速在 1500RPM 下的垂直测点信号为例，将本文所提方法与支持向量机分类结果进行了比较，两种方法的识别率如表 3.4 所示。其中，支持向量机核函数选用径向基核，相应参数通过交叉验证选择[25]。

表 3.4 两种方法的识别率比较

	识别正常情况	识别内圈故障	识别外圈故障	识别滚珠故障
逻辑回归	100%	100%	100%	96.36%
支持向量机	96.36%	100%	100%	92.73%

通过比较表 3.4 中的数据，可以得到以下结论：基于逻辑回归的滚动轴承故障诊断方法在识别率方面优于支持向量机。且本文所提方法在识别以上四种状态时识别率都接近 100%。

3.8 本章小结

在本章中将首先介绍了航空发动机滚动轴承单点故障模拟试验，分别从机匣水平方向测点和垂直方向测点得到了正常状态，内圈故障状态，外圈故障状态，滚动体故障状态的四组振动数据；然后，从时域，频域，小波包络谱中提取出了 12 维滚动轴承的特征量，并对该数据做原始的灵敏度分析。在此基础上，根据所提方法，对试验得到的多维特征量进行融合，并给出了融合后的结果；并对 2 个测点得到的特征融合结果进行了再融合。结果表明，本文所提特征融合方法是有效的，而多传感器融合的结果要优于单一传感器的结果。接下来研究了转速对于融合模型的影响，转速在一定程度上降低了融合模型的识别和分类的能力，但仍可有效对两种不同状态进行有效的识别。最后将本文所提方法的故障识别率与基于支持向量机的滚动轴承故障诊断方法的故障识别率进行了比较，进一步说明了本融合模型的有效性与优越性。

第四章 基于逻辑回归的智能诊断软件开发

4.1 引言

MATLAB 编程具有编程效率高，可以方便实现矩阵和数组运算以及扩充性强，交互性好等优点。但是 MATLAB 编程的封装性差，因此很难将一段实现算法的程序开发为一个完备的软件，所以此时需要将 MATLAB 的程序移植到 C++语言中以适应工程的实际应用需要[26]。故在本章中采用 MATLAB 与 VC++混合编程的方法进行了基于逻辑回归的智能诊断软件开发。在本章中首先介绍了 MATLAB 与 C++混合编程的基本原理，然后给出基于逻辑回归的多维特征量融合模型的软件开发的详细步骤和具体方法，最后展示所开发软件的应用效果。

4.2 MATLAB 与 Visual C++混合编程基础

4.2.1 配置 MATLAB 的 C/C++编译器

初次使用 MATLAB 动态链接库时需要配置 MATLAB 的 C/C++编译器。具体配置方法如下：

（1）在 MATLAB 命令窗口键入“mbuild –setup”。输入后产生如图 4.1 所示界面：

```
mbuild -setup
Please choose your compiler for building standalone MATLAB applications:

Would you like mbuild to locate installed compilers [y]/n? y
```

图 4.1MATLAB 创建 C++编译器

（2）提示：Would you like mbuild to locate installed compilers [y]/n? 此时输入“y”，并产生如图 4.2 所示界面：

```
Select a compiler:
[1] Lcc-win32 C 2.4.1 in E:\PROGRA~1\MATLAB\R2009a\sys\lcc
[2] Microsoft Visual C++ 6.0 in C:\Program Files\Microsoft Visual Studio

[0] None

Compiler: 2
```

图 4.2 显示 MATLAB 保存路径

（3）确认 VC 安装的位置，如果正确无误，键入“y”，弹出如图 4.3 所示界面：

```
Trying to update options file: C:\Documents and Settings\Administrator\Application Data\MathWorks\MATLAB\R2009a\compopts.bat
From template:            E:\PROGRA~1\MATLAB\R2009a\bin\win32\mbuildopts\msvc60compp.bat

Done . . .
```

图 4.3 确定 MATLAB 保存路径

（4）出现 DONE…之后说明编译器设置已经完成。

4.2.2 创建 MATLAB 的 C/C++动态链接库

创建 MATLAB 的 C/C++动态链接库的方法有如下两种，本文将分别加以介绍：

1.利用 MATLAB 的 deploytool 创建动态链接库

（1）在 MATLAB 命令窗中键入”deploytool”，会出现如图 4.4 所示界面：

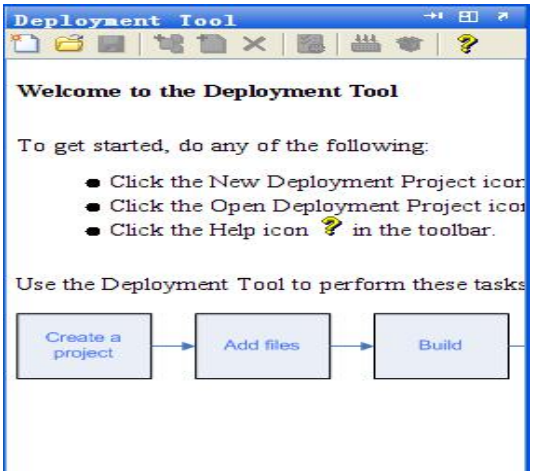


图 4.4deploytool 界面

（2）在工具栏第一行点击创建新的工程，会弹出以下对话框，如图 4.5 所示：

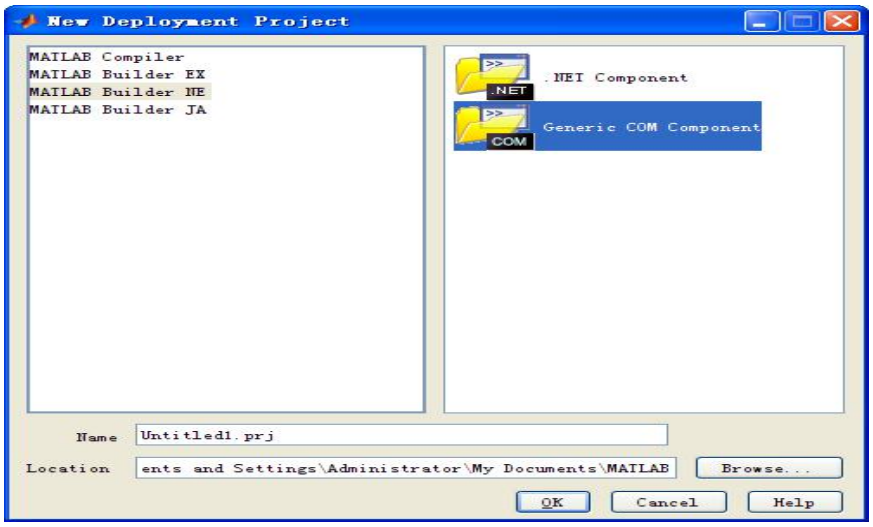


图 4.5deploytool 创建动态链接库界面

选择 MATLAB Compiler→Generic COM Component，输入工程名并选择目录。需要注意的是工程名不能与任何 M 文件或 MEX 文件的文件名相同，工程名应设置为英文，而且名字内不要有空格。

（3）在 deploytool 窗口中单击可增加需要的 M 文件如 Test.m 到工程中去。

（4）在 deploytool 窗口中单击即可调用 MATLAB 编译器，中间源文件会自动写到工程目录下的 src 子目录中，必要输出的文件自动写到 distrib 子目录中。

（5）创建完成之后，在 MATLAB 命令窗会出现如图 4.6 提示，表示创建过程已经完成：

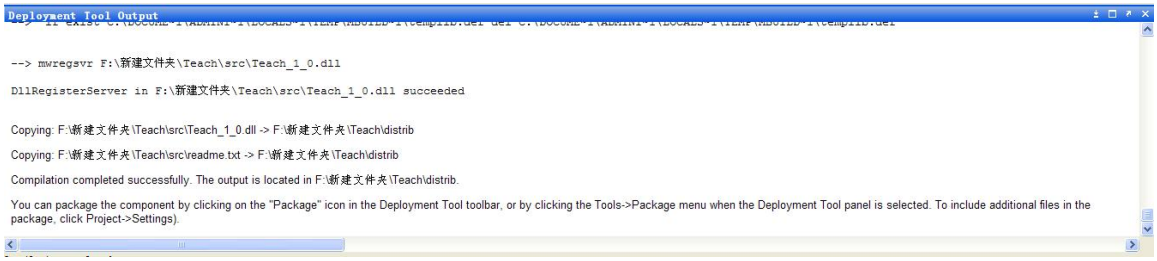


图 4.6MATLAB 创建动态链接库成功后的界面

此时，distrib 和 src 子目录下将产生相应文件。

2.用 mcc 命令选项创建动态链接库

mcc 常用的命令选项形式为 mcc -W type，可以控制生成接口文件的类型，常用的类型有：main（独立可执行接口文件），lib（C 动态链接库接口文件），cpplib（C++动态链接库接口文件），com（com 组件接口文件），none（不生成任何接口文件），用户可以根据实际需要进行设定，如本文中将其设定为 lib 型[27]。

在 MATLAB 命令窗键入以下指令”mcc -W lib:Test -T link:lib test.m”，即可为 MATLAB 的 m 文件 test.m 生成动态链接库接口文件。

4.2.3 VC++环境设置

1. 链接路径设置

开启 VC+=6.0，点击工具→选项→目录，如图 4.7 所示：

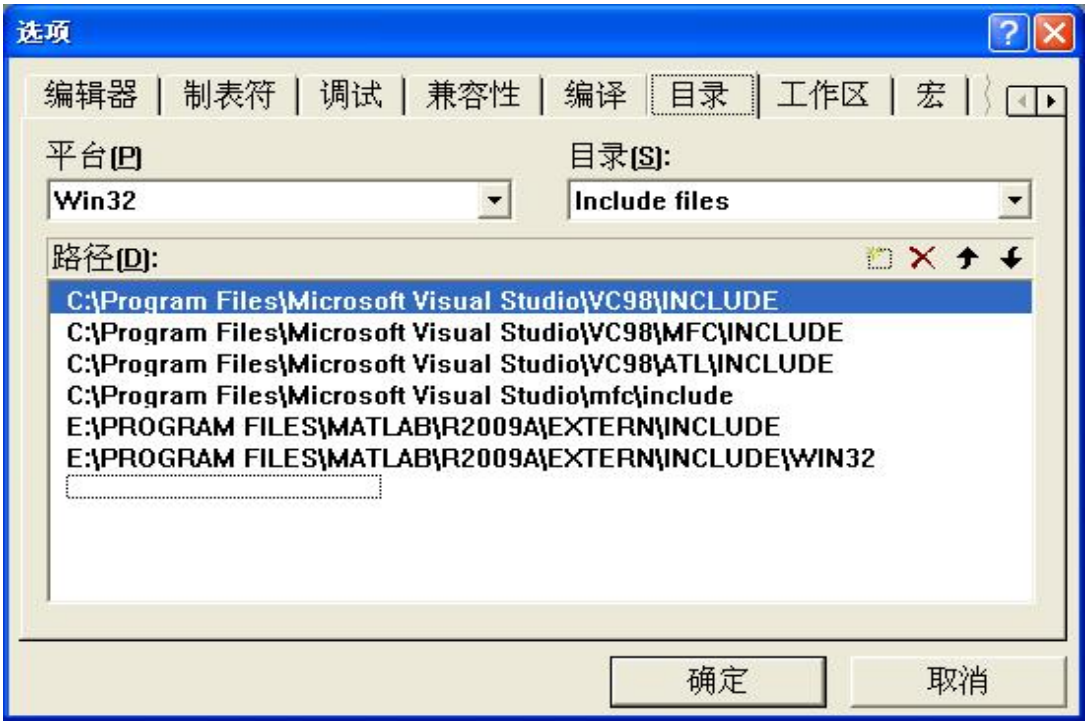


图 4.7 设置链接路径

（1）在 Include files 中添加：

E:\PROGRAM FILES\MATLAB\R2009A\EXTERN\INCLUDE

E:\PROGRAM FILES\MATLAB\R2009A\EXTERN\INCLUDE\WIN32

该路径根据 MATLAB 安装目录不一样，应适当改变

（2）在 Library files 中添加：

E:\PROGRAM FILES\MATLAB\R2009A\EXTERN\LIB\WIN32

E:\PROGRAM FILES\MATLAB\R2009A\EXTERN\LIB\WIN32\MICROSOFT

该路径根据 MATLAB 安装目录不一样，应适当改变

以上步骤只需要设置一次，除非人为删除路径，该路径将一直保存。

2. 工程设置

打开工程后，点击工程→设置→C/C++，在分类中选择“预编译头文件”，如图 4.8 所示：

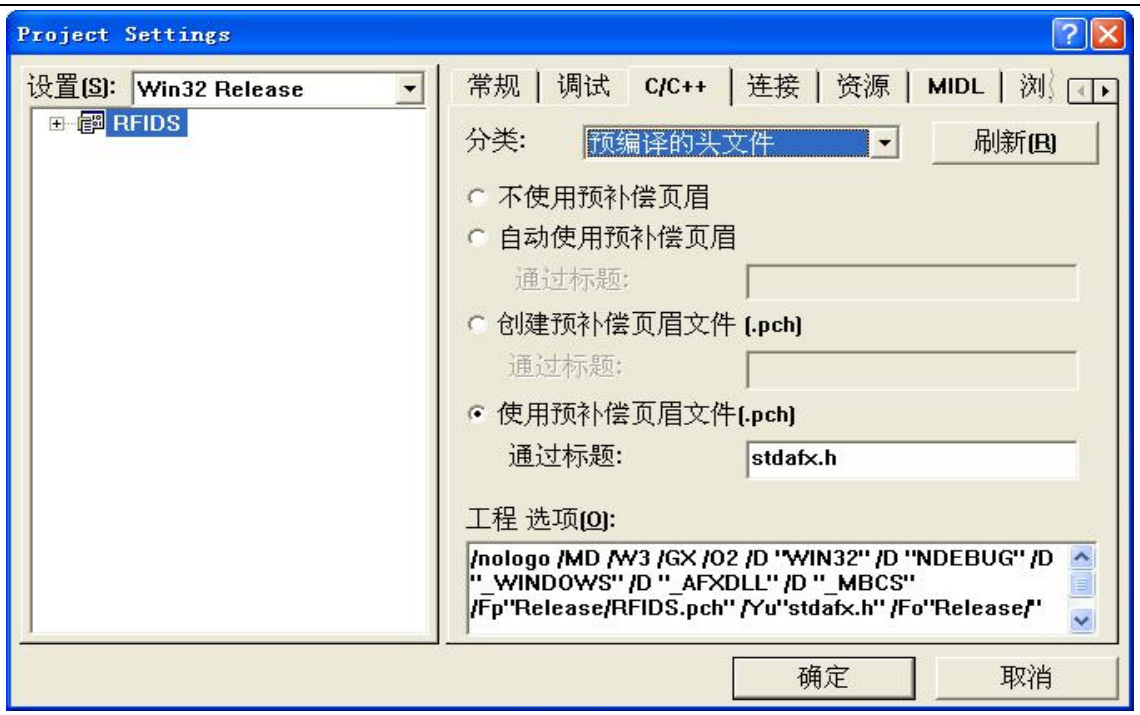


图 4.8 工程设置界面

选择自动使用补偿页眉，编辑框内输入 stdafx.h，如图 4.9 所示：

图 4.9 对预编辑头文件的设置

4. 添加文件到 VC++工程

（1）将在 MATLAB 安装目录下的 Test.h 文件拷贝到 VC++所创建的工程 Logic 目录下。

（2）打开 Logic 下的 debug 目录，拷贝添加 Test.dll、文件到工程中即可。

5.添加文件路径到 VC++工程

点击工程→添加→文件，选择之前生成的 Test.h，Test.lib 文件到工程中。

4.2.4 VC++与 MATLAB 混合编程的常用函数

（1）函数：mxArray*mxCreateDoubleMatrix(mwSize m,mwSize n,mxComplexity ComplexFlag)

功能：创建双精度矩阵。

参数说明：mwSize m：数值矩阵的行数。

mwSize n：数值矩阵的列数。

mxComplexity ComplexFlag：数值矩阵的类型。

（2）函数：double *mxGetPr(const mxArray*array_ptr)

功能：得到 MATLAB 双精度型数值阵列的实部数据指针。

参数说明：mxArray*array_ptr：MATLAB 双精度型数值阵列的 mxArray 指针.

（3）函数：mxArray*mxCreateString(const char*str)

功能：创建一维字符型阵列，其初始值为输入的 C 语言字符串。

参数说明：const char*str 用来初始化待创建的 MATLAB 字符阵列的字符串。

4.3 基于逻辑回归的智能诊断软件开发

（1）在 MATLAB 命令窗键入以下指令”mcc -W lib:Test -T link:lib test.m”，即可为 MATLAB 的 m 文件 test.m 生成对应的动态链接库接口文件，如图 4.10。

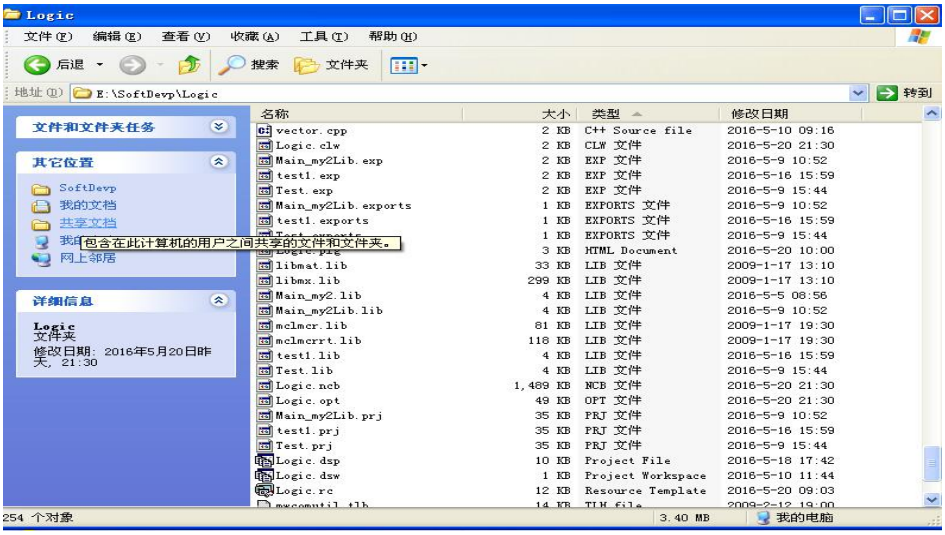


图 4.10 动态链接库接口文件

（2）打开 Visual C++6.0 软件，按 4.2.1 节中所述的方法创建名为 Logic 的工程。

（3）在 Logic 工程中创建一个对话框，添加七个按钮控件，一个列表控件，以及一个绘图控

件，更改六个按钮控件名为“打开测试样本”，“样本测试”，“样本训练”，“打开训练样本”，“帮助”，“白背景”，“保存文件”，并为各个控件添加对应的类和消息映射函数。如图 4.11 所示：

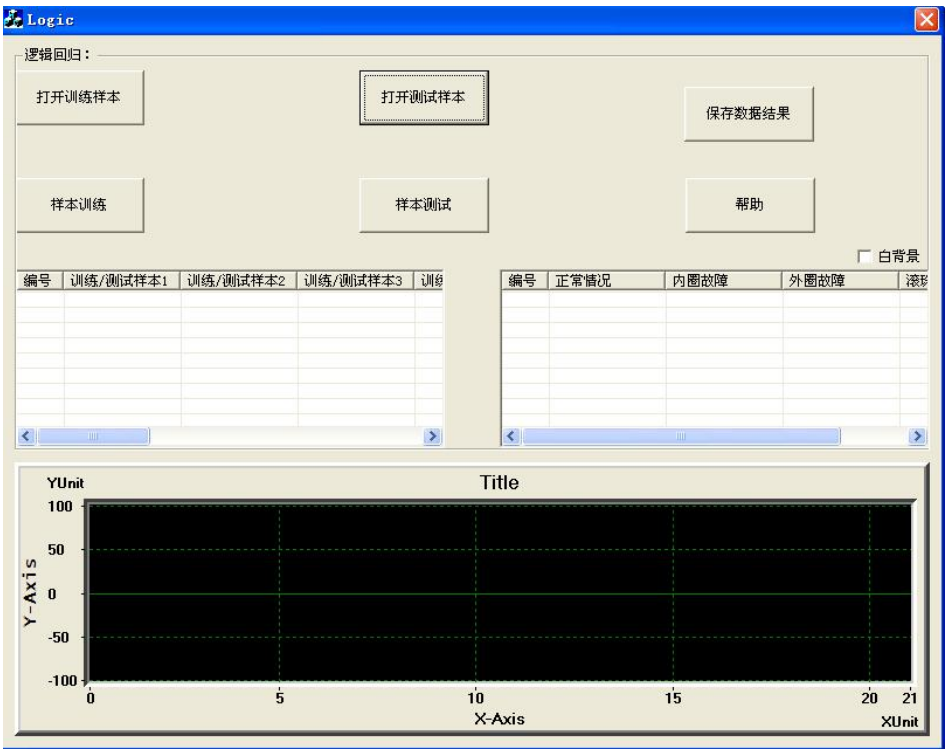


图 4.11 软件主界面

（4）将第一步中生成的动态链接库接口文件拷贝到工程的目录下，并把其中的 test.h,test.lib 两个文件通过点击“工程→添加→文件”的方式添加到工程中。

（5）在对话框的源文件中添加下列代码：

```
#include "dampndjyx.h"
#include "Logic.h"
#include "LogicDlg.h"
#include "main_my2.h"
#include "TextDescriptor.h"
#include "background.h"
```

（6）在对话框的头文件中添加下列代码：

```
#include    "Test.h"
#include "dampndjyx.h"
```

在对话框的源文件中的初始化消息映射函数中添加附件中 CDialog::OnInitDialog();

包含的代码。

（7)在对话框的源文件中的 Button1 消息映射函数中添加附件中 void CLogicDlg::OnButton1() 代码。

运行程序，点击对话框中的按钮“打开训练样本”，将出现如图 4.12 所示的响应：

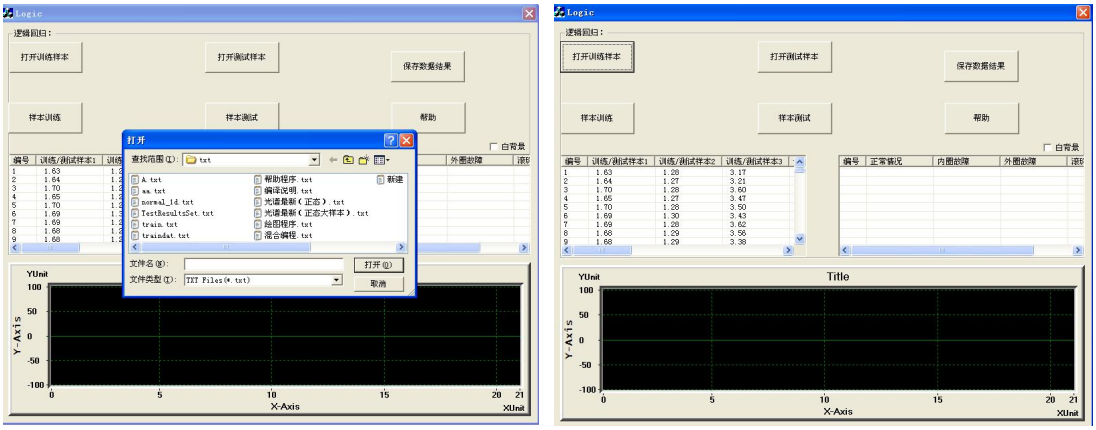


图 4.12“打开训练样本”按钮的功能

（8）在对话框的源文件中的 Button2 消息映射函数中添加下列主要代码，具体程序代码如下：

```
if(m_dSample1==NULL)return;
int isOK1;
mclInitializeApplication(NULL,0);
isOK1=dampndjyxInitialize();

mxArray *Y1= mxCreateDoubleMatrix(220,12,mxREAL);
mxArray *WDD_d1= mxCreateDoubleMatrix(2,1,mxREAL);
mxArray *WDD_d2= mxCreateDoubleMatrix(1,1,mxREAL);

memcpy(mxGetPr(Y1), m_dSample1, 12*220*sizeof(double));

 mlfDampndjyx(2,&WDD_d1,&WDD_d2,Y1);

 double *dWddD1=mxGetPr(WDD_d1);
 double *dWddD2=mxGetPr(WDD_d2);
```

```
 int i;
 for(i=0;i<2;i++)
 {
      m_dWdd[i]=dWddD1[i];
 }
m_dWde[1]=dWddD2[1];
mxDestroyArray(Y1);
mxDestroyArray(WDD_d1);
mxDestroyArray(WDD_d2);

AfxMessageBox("训练结束，请继续进行测试");
```

运行程序，点击对话框中的按钮“样本训练”，将出现如图 4.13 所示的响应：

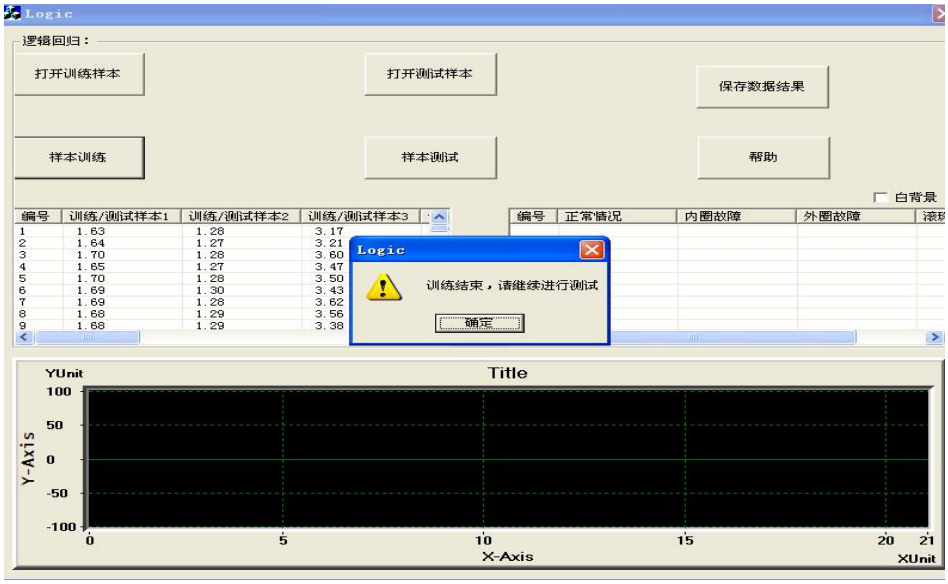


图 4.13“样本训练”按钮的功能

（9）在对话框的源文件中的 Button3 消息映射函数中添加附件中 void CLogicDlg::OnButton3() 包含的代码。

运行程序，点击对话框中的按钮“打开测试样本”，将出现如图 4.14 所示的响应：

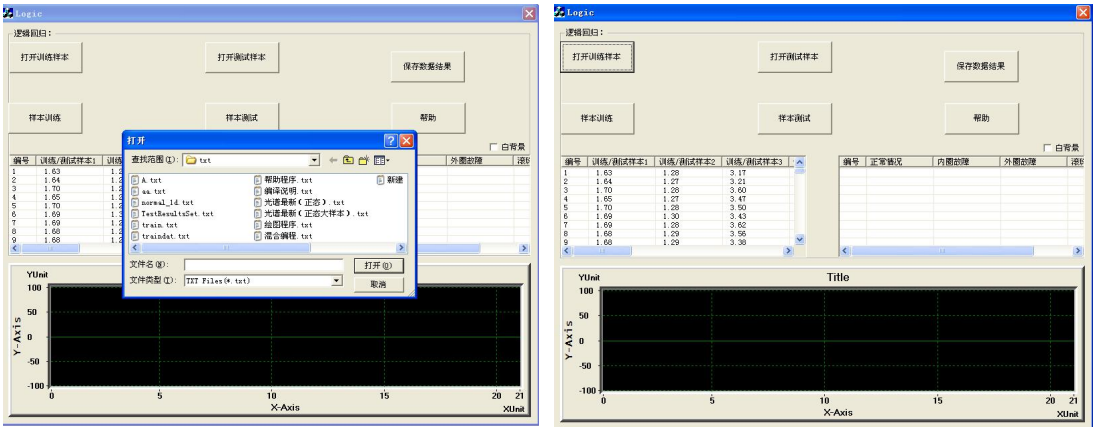


图 4.14“打开测试样本”按钮的功能

（10）在对话框的源文件中的 Button4 消息映射函数中添加下列代码：

```
if(m_dSample==NULL)return;

int isOK;
isOK=main_my2Initialize();

mxArray *X1= mxCreateDoubleMatrix(220,12,mxREAL);
mxArray *X2= mxCreateDoubleMatrix(2,1,mxREAL);
mxArray *WDC_d1= mxCreateDoubleMatrix(55,1,mxREAL);
mxArray *WDC_d2= mxCreateDoubleMatrix(55,1,mxREAL);
mxArray *WDC_d3= mxCreateDoubleMatrix(55,1,mxREAL);
mxArray *WDC_d4= mxCreateDoubleMatrix(55,1,mxREAL);

memcpy(mxGetPr(X1), m_dSample, 220*12*sizeof(double));
memcpy(mxGetPr(X2), m_dWdd, 2*sizeof(double));

 mlfMain_my2(4,&WDC_d1,&WDC_d2,&WDC_d3,&WDC_d4,X1,X2);

 double *dWdcD1=mxGetPr(WDC_d1);
 double *dWdcD2=mxGetPr(WDC_d2);
```

```
double *dWdcD3=mxGetPr(WDC_d3);
double *dWdcD4=mGetPr(WDC_d4);

int i;
for(int i1=0;i1<55;i1++)
{
    m_dWdc1[i1]=dWdcD1[i1];

}
for(int i2=0;i2<55;i2++)
{
    m_dWdc2[i2]=dWdcD2[i2];

}
for(int i3=0;i3<55;i3++)
{
    m_dWdc3[i3]=dWdcD3[i3];

}
for(int i4=0;i4<55;i4++)
{
    m_dWdc4[i4]=dWdcD4[i4];

}

mxDestroyArray(X1);
mxDestroyArray(X2);
mxDestroyArray(WDC_d1);
mxDestroyArray(WDC_d2);
```

```
mxDestroyArray(WDC_d3);
mxDestroyArray(WDC_d4);

main_my2Terminate();
mclTerminateApplication();
```

运行程序，点击对话框中的按钮“样本测试”，将出现如图 4.15 所示的响应：

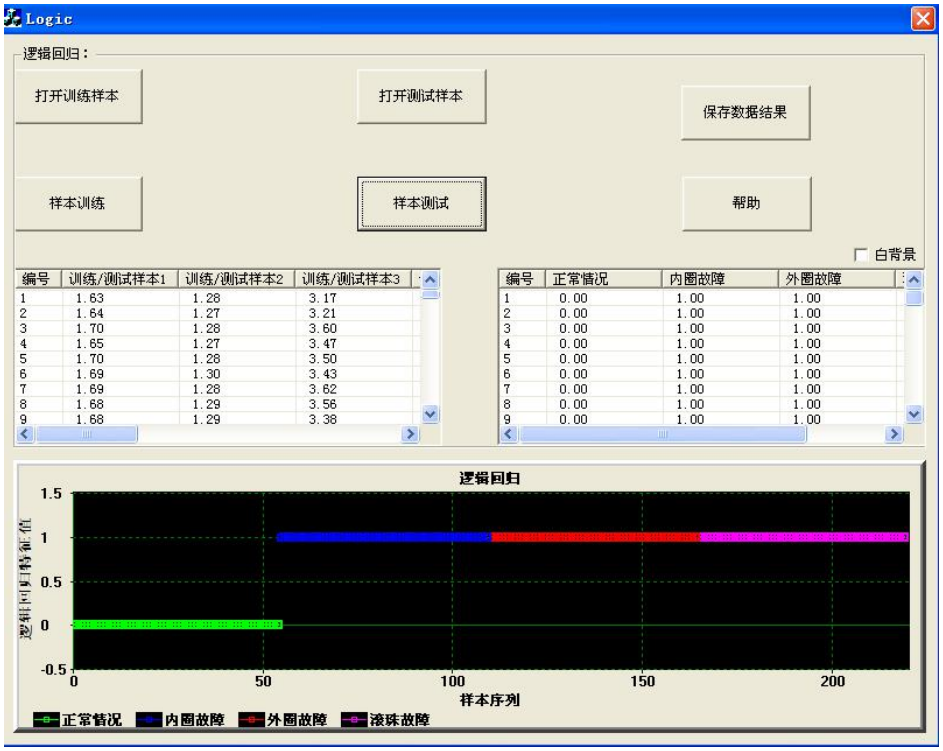


图 4.15“样本测试”按钮的功能

（11）在对话框的源文件中的 Button5 消息映射函数中添加附件中 void CLogicDlg::OnButton5() 包含的代码。

运行程序，点击对话框中的按钮“帮助”，将出现如图 4.16 所示的响应：

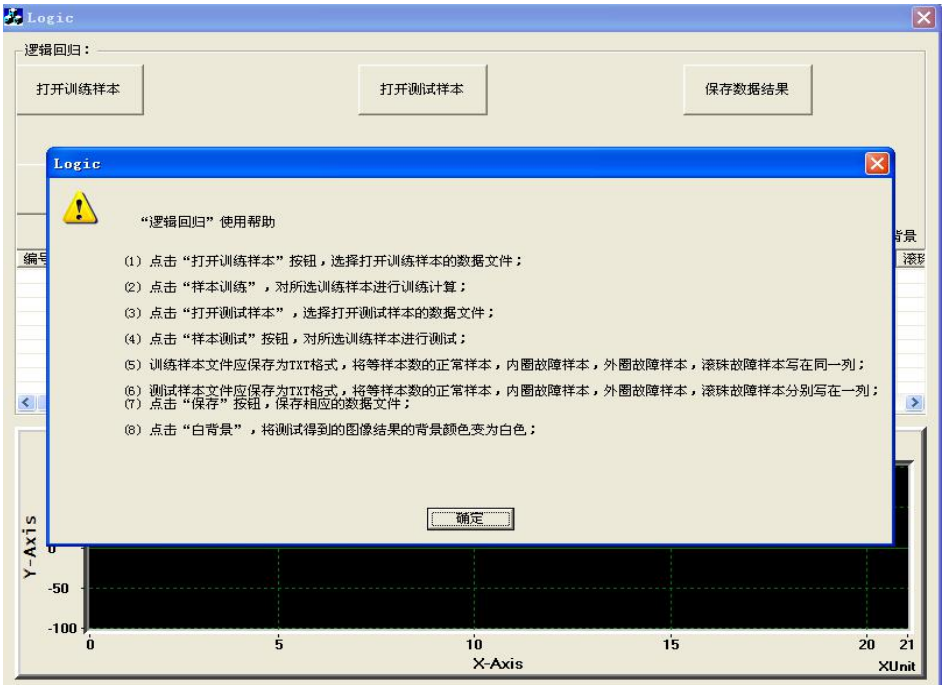


图 4.16“帮助”按钮的功能

（12）在对话框的源文件中的 Button6 消息映射函数中添加附件中 void CLogicDlg::OnButton6() 包含的代码。

运行程序，点击对话框中的按钮“白背景”，将出现如图 4.17 所示的响应：

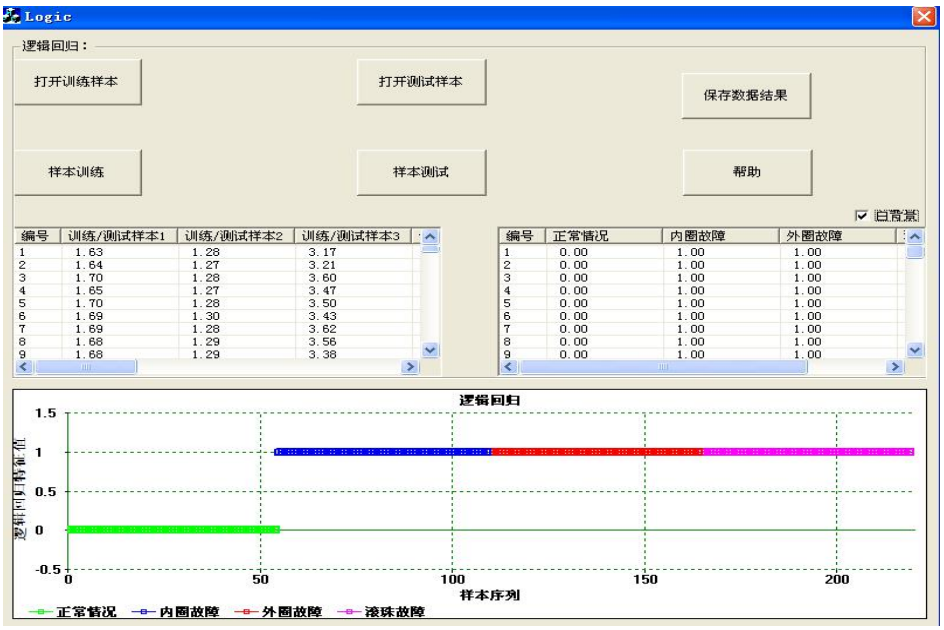


图 4.17“白背景”按钮的功能

（13）在对话框的源文件中的 Button7 消息映射函数中添加附件中 void CLogicDlg::OnButton7()

包含的代码。

运行程序，点击对话框中的按钮“保存文件”，将出现如图 4.18 所示的响应：

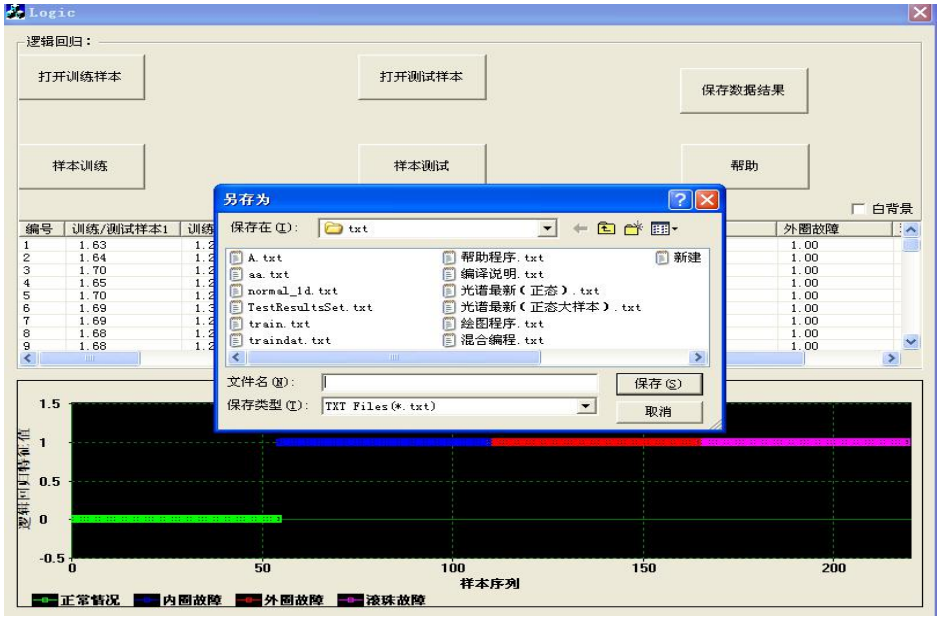


图 4.18“保存文件”按钮的功能

综上所述，本软件可以成功实现航空发动机滚动轴承的智能诊断，并且对故障的识别率很高，满足工程实用的需要。

4.4 本章小结

经本文第三章介绍，基于逻辑回归的多维特征量融合技术在滚动轴承故障诊断领域有很高的工程应用价值，故有必要对上章所建立的系统进行软件开发。本章首先介绍了基于 Visual C++6.0 的软件开发基础知识，其次，对基于 VC++和 MATLAB 的混合编程的一般步骤和常用函数进行了阐述，为接下来具体的软件开发工作奠定基础，最后对上章所建立的模型进行 VC++编程及基于 VC++和 MATLAB 的混合编程开发，并给出了核心程序代码和本软件的最终使用效果。

第五章 总结与展望

5.1 总结

本文主要研究了基于逻辑回归的航空发动机滚动轴承多维特征量融合技术，具体研究内容为：本文首先介绍了包含逻辑回归非线性分类法，FDA 线性分类法以及牛顿迭代的基于逻辑回归的多维特征量融合模型的理论基础。其次，介绍了滚动轴承单点故障模拟试验，并从该试验中提取到有效的振动加速度信号，以此为基础得到了时域，频域，时频域中的 12 维特征量。由 FDA 线性分类法对 12 维特征量进行降维之后，由基于逻辑回归的多维特征量融合模型对此 12 维特征量进行融合，再对机匣水平方向测点和垂直方向测点得到的融合结果做进一步融合，融合结果证明了该模型的正确性和有效性，在实际应用中有很高的工程价值。最后，在本文第四章，介绍了将以上模型进行工程软件开发的基本方法，并以此方法对模型进行软件开发。经测试开发后的软件可以有效的实现模型的相应功能，为本模型在实际工程中的进一步应用奠定了基础。

5.2 对未来研究工作的展望

本文提出了基于逻辑回归的滚动轴承多维特征量融合模型，具有很高的工程应用价值，但是由于航空发动机滚动轴承的故障诊断和状态评估涉及的学科领域众多，所以仍有很多问题有待进一步的研究，具体的研究方向如下：

（1）本文对定工况下的滚动轴承的状态识别进行了相应的研究，对于变转速定载荷，定转速变载荷以及变转速变载荷的情况仍需要进一步的研究。

（2）在进行多维特征量融合的过程中，需要进一步研究振动和转速，温度，油液磨粒之间的关系，从而进一步提高本模型的灵敏度。

（3）需要进一步研究滚动轴承特征提取和降噪的方法，以提取出表征能力更好的新特征量。

参考文献

[1] 杨国安. 滚动轴承故障诊断实用技术[M]. 北京: 中国石化出版社, 2012, 1.13~17.

[2] 梅宏斌. 滚动轴承振动监测与诊断[M]. 北京: 机械工业出版社, 1995.

[3] 陈果. 航空器检测与诊断技术导论[M]. 北京: 航空工业出版社, 2012.9.133~135.

[4] Qiu H, Lee J, Lin J, et al. Robust performance degradation assessment methods for enhanced rolling elements bearing prognostics [J]. Advanced Engineering Informatics, 2003,17(3): 127~140.

[5] Huang R, Xi L, Li X, et al. Residual life predictions for ball bearings based on self-organizing map and back propagation neural network methods [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007,21(1): 193~207.

[6] Yu J . A hybrid feature selection scheme and self-organizing map model for machine health assessment [J]. Applied Soft Computing, 2011, 38(6): 7440~7450.

[7] Yan J.H.,J.Lee,. Degradation assessment and fault models classification using logistic regression [J]. Journal of Manufacturing Science and Engineering-Transactions of the ASME, 2005, 127(4): 912~914.

[8] Caesarendra W,Widodo A,Yang B S. Application of relevance vector machine and logistic regression for machine degradation assessment[J].Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 24(2): 1161~1171.

[9] Pan Y,Chen J,Li X, Bearing performance degradation assessment based on lifting wavelet packet decomposition and fuzzy c-means[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 24(2): 559~566.

[10] 潘玉娜, 黄润青, 李兴林，等. 基于模糊 C-均值的设备性能退化评估方法[J]. 上海交通大学学报, 2009, 43(10): 137~142.

[11] Lapira E,Brisset D,Davari Ardakani H,et al . Wind turbine performance assessment using multi-regime modeling approach [J].Renewable Energy, 2012, 45: 86~95.

[12] 汪瑾.滚动轴承变工况状态评估的特征融合技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学，2016.1

[13] D.J.Yu,J.S.Cheng,Y.Yang. Application of EMD method and Hilbert spectrum to the fault diagnosis of roller bearings. Mechanical Systems and Signal Processing, 2005, 19(2): 259~270.

[14] J.S.Cheng, D.J.Yu ,Y.Yang. The application of energy operator demodulation approach based on EMD in nachinery fault diagnosis. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(2): 668~677.

[15] A Rojas,A.K.Nandi. Practical scheme for fast ddetection and classification of rolling-element bearing faults using support vector machines. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006,20(7):1523~1536.

[16] 程军圣, 于德介, 杨宇. 基于 EMD 和 SVM 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2006, 21(3): 575~580.

[17] Rai V. K., Mohanty A. R. Bearing fault diagnosis using FFT of intrinsic mode functions in Hilbert-Huang transform[J]. Mechanical Systems and Signal processing, 2007, 21: 2607~2615.

[18] 胡荣华, 楼佩煌, 唐敦兵, 等. 基于 EMD 和免疫参数自适应 SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 计算机集成制造系统, 2013, 19(2): 438~447.

[19] Z. H. Wu, N. E. Huang. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1~41.

[20] 胡爱军, 马万里, 唐贵基. 基于集成经验模态分解和峭度准则的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(11): 106~111.

[21] 张学工. 模式识别[M]. 北京: 清华大学出版社, 2010.8.60~64.

[22] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.2.57~60.

[23] 倪勤，王正盛，刘槹.数值计算方法[M].北京：高等教育出版社,2012.6.45~47.

[24] 郝腾飞. 航空发动机滚动轴承故障的核方法智能识别技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2014, 1

[25] 汪瑾，陈果，王洪伟，等.基于后验概率 SVM 的航空发动机滚动轴承状态评估[J].轴承，2015，第五期（05）：55~59.
[26] 郑阿奇，丁有和. Visual C++教程[M].北京：清华大学出版社，2005.7.1~2.
[27] 刘维. 精通 Matlab 与 C/C++混合程序设计[M].北京：北京航空航天大学出版社，2012.1.44~45.

致　谢

在论文完成之际，我首先要感谢我得指导老师陈果教授，论文定题到写作定稿，倾注了陈老师大量的心血。在我毕业设计期间，我深深受益于陈老师的关心、爱护和谆谆教导。他作为老师，点拨迷津，让人如沐春风；作为长辈，关怀备至，让人感念至深。能师从陈老师，我为自己感到庆幸。在此谨向陈老师表示我最诚挚的敬意和感谢！

同时，感谢一直关心与支持我的同学和朋友们！林桐学长的指导引领我初开编程大门；张全德师兄、汪瑾师姐的指点，让我对研究方向有了更深入的认识。感谢屈美娇博士、王海飞博士、周笛师兄、宋培培师姐、刘彬彬学长和谢阶栋学长对我学习和生活上的帮助，让一些困难的问题迎刃而解。感谢民航机务工程 0712303 班的同学们，你们是我一生的财富，303 班的伙伴们，与你们在一起让我的校园生活丰富多彩。感谢你们给予我的所有关心和帮助，同窗之谊，我将终生难忘！

特别感谢培养我长大含辛茹苦的父母，谢谢你们对我一直以来的支持！

最后，要感谢我生活学习了四年的南京航空航天大学大学，母校给了我一个宽阔的学习平台，让我不断吸取新知，充实自己。