

编号_____

南京航空航天大学

毕 业 设 计

题 目 航空发动机孔探图像检测的
自动预警技术

学生姓名	何超
学 号	071530306
学 院	民航/飞行学院
专 业	交通运输（民航机务工程）
班 级	0715303
指导教师	陈果 教授

二〇一九年六月

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：航空发动机孔探图像检测的自动预警技术）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):

航空发动机孔探图像检测的自动预警技术

摘 要

随着部队作战需求的日益提升，作为飞机的核心部位，航空发动机内部损伤检测更加需要得到重视，一线机务工作人员的工作量也会更加繁重。现阶段对于航空发动机内部检测的方法大多都是采取由机务工作人员直接对孔探图像目视检测的方法，虽然目视检测方法使用十分广泛，但是机务工作人员水平不一，再加上长时间的目视观察，使得机务工作人员的检测效率和工作的准确度下降，从而无法满足部队的作战需求。

本文针对这一现象，使用 Microsoft Visual C++6.0 开发出了航空发动机孔探图像检测自动预警系统。通过将原始图像数据（包括故障图像数据与正常图像数据）进行 PCA 特征提取，再使用 SVM 进行机器学习的方法，使得系统能够自行检测损伤。在系统判断视频图像为故障的时候，则会自动告警。就可以大大减轻一线机务人员的工作压力，而且提高了工作效率和准确度。

关键词：孔探图像，主成分分析，支持向量机

Automatic early warning technology for aerial engine borescope image detection

Abstract

As the combat requirements of the troops increase, as the core of the aircraft, the internal damage detection of the aero-engine needs more attention, and the workload of the first-line crew will be more arduous. At present, most of the methods for internal detection of aero-engines are based on the method of direct visual inspection of the borehole image by the crew. Although the visual inspection method is widely used, the level of the crew is different, plus a long time. The visual observation made the inspection efficiency of the crew and the accuracy of the work drop, which could not meet the operational needs of the troops.

In response to this phenomenon, this paper developed an automatic warning system for aerial engine borehole image detection using Microsoft Visual C++6.0. By performing PCA feature extraction on the original image data (including fault image data and normal image data) and then using SVM for machine learning, the system can detect the damage by itself. When the system determines that the video image is faulty, it will automatically alarm. It can greatly reduce the work pressure of frontline crews, and improve work efficiency and accuracy.

Key Words: Borescope image; SVM; PCA

目 录

摘 要	i
Abstract	ii
第一章 绪论	- 1 -
1.1 研究背景及意义	- 1 -
1.2 航空发动机孔探检测技术的研究现状	- 2 -
1.2.1 航空发动机孔探技术发展状况	- 2 -
1.2.2 数字图像处理技术的发展状况	- 3 -
1.2.3 目前航空发动机孔探检测技术不足之处	- 3 -
1.3 论文主要工作内容与结构安排	- 4 -
第二章 某型航空发动机关键部件主要损伤分析	- 5 -
2.1 某型航空发动机结构与工作原理	- 5 -
2.2 压气机部件主要损伤分析	- 5 -
2.3 燃烧室部件主要损伤分析	- 7 -
2.4 涡轮部件主要损伤分析	- 8 -
2.5 本章小结	- 9 -
第三章 基于图像处理的航空发动机损伤检测自动预警技术研究	- 10 -
3.1 航空发动机损伤检测自动预警技术	- 10 -
3.2 原始图像的数据获取	- 11 -
3.3 图像的数字处理方法	- 11 -
3.3.1 灰度图与灰度值的转化	- 11 -
3.3.2 PCA 特征提取技术	- 13 -
3.4 机器学习（支持向量机）	- 13 -
3.5 算法应用与验证	- 15 -
3.6 本章小结	- 15 -
第四章 航空发动机孔探图像检测自动预警系统开发	- 16 -
4.1 系统总体设计	- 16 -

4.2 软件主要功能模块介绍.....	- 16 -
4.2.1 图像原始数据获取模块.....	- 17 -
4.2.2 图像数据特征提取模块.....	- 19 -
4.2.3 机器学习模块.....	- 20 -
4.2.4 图像识别模块.....	- 22 -
4.2.5 图像捕捉模块.....	- 24 -
4.2.6 视频检测模块.....	- 24 -
4.3 程序实用性验证.....	- 26 -
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.....	- 29 -
致 谢.....	- 31 -

第一章 绪论

1.1 研究背景及意义

随着部队不断装备新型战机，部队也在逐步增大训练强度，飞机的任务量也在逐年增大，在不熟悉的地域环境以及恶劣的地域环境执行任务，都会给航空发动机的维护和使用带来巨大的困难。因为发动机本身就在高温、高负荷的恶劣环境下工作，所以燃烧室裂纹、叶片打伤等航空发动机常见故障发生几率也在不断上升。战机若想在保证飞行安全的同时能够快速出动，及时发现内部损伤这一环节将会产生巨大影响。因此，对航空发动机内部损伤的即时检测的意义将显得十分重要^{[1][2]}。

当前监控航空发动机最为有效的手段之一是无损检测技术，无损检测技术的手段也分很多种，其中一种重要的手段即为孔探检测，孔探检测技术已被广泛应用于航空发动机等设备的维护和检测当中^[3]。目前以孔探检测技术为主的方法主要应用在外场航空发动机的检测中，但是一线空军航空发动机维修部门的结果显示，孔探技术检测中存在以下几个问题：

（1）人会对测量结果产生影响。由于一线机务人员的出身均有所不同，自身素质良莠不齐，对于孔探设备的了解和熟悉程度各有所不同，两个一线机务人员即便是操作同一台孔探设备，最终的测量结果可能也相距甚远^[4]。航空发动机孔探图像检测的自动预警技术具有对于孔探图像自动处理并且告警的功能，只需要一线机务工作人员操作孔探检测仪的移动，即可发现航空发动机内部的疑似损伤，一线机务人员再进行判断，大大减轻了一线机务工作人员的眼部观察压力；

（2）孔探仪的功能不全面。现今机务检测人员发现航空发动机内部损伤的孔探检测方法是通过肉眼直接观察，这种持续的集中观察会使机务观察者的眼部产生疲劳，久而久之会影响一线机务工作人员的工作效率以及准确率，进而造成相应的损失^{[5][6]}。而航空发动机孔探图像检测的自动预警技术可以使一线机务工作人员无需长时间集中精力观察航空发动机孔探图像，只需在听到系统告警时再仔细观察，这样不仅大大提高了工作效率和准确率，也降低了一线机务人员的工作压力；

（3）无法快速高效。对于民用飞机来说，快速高效是民机运输量的保障；对于战机来说，

快速高效是战机高强度作战的保证，若不能满足快速高效的需求，战机的战斗力将大打折扣。航空发动机孔探图像检测的自动预警技术可以使一线机务工作人员的工作速度在保证准确率的情况下大大提升，能保证快速高效的需求。

上述问题的直接造成原因是孔探检测技术的落后。因此，现今十分需要研究出航空发动机孔探图像的自动预警系统，及时准确地对航空发动机损伤进行告警，以大大提高一线机务工作人员工作效率以及准确率。此课题的科研成果，亦可以推广到所有型号的军用或民用航空发动机的故障检测中，具有十分重大的实用价值。

本论文课题来源于与北京某公司的合作项目——航空发动机孔探图像检测的自动预警技术。

1.2 航空发动机孔探检测技术的研究现状

1.2.1 航空发动机孔探技术发展状况

孔探检测的基本原理是通过光学摄像头，将航空发动机内部结构的图像呈现出来，然后再对呈现的图像进行分析、判断。航空发动机的内部结构往往可达性都很差，并且不宜拆分，通过孔探检测技术，就可以在不需要拆解航空发动机的情况下观察航空发动机的内部结构。由于在观察中不会对航空发动机内部结构产生损伤，我国早在上世纪 70 年代就将工业内窥镜作为无损检测（Nondestructive Testing）的重要手段应用到民用航空工业的发动机维修中^{[6][7]}。

随着科技水平的发展，在 20 世纪末期，出现了许多将计算机视觉技术应用到传统工业内窥镜当中，其中具有代表性的是日本的 OLYMPUS 公司孔探仪与美国的韦林公司孔探仪。这些新型设备大多都是将硬件与软件相结合，通过硬件系统采集相关图像，软件进行分析处理图片的模式，大大提高了工作效率与准确度。

在国内，孔探技术作为无损检测的关键技术，一直在航空发动机的维护使用中发挥着关键性作用，国内航空发动机损伤检测的要求在一定水准上得到了保障，国内工业内窥镜的硬件水平可见一斑^{[8][9]}。虽然工业内窥镜的硬件水平已经达到了一定的高度，但是软件方面起步较晚，鲜有人对这个方面进行研究。由于航空发动机内部结构复杂，光线不好，很多内部损伤都难以识别判断，再加上现今大多数都是采用肉眼直接观察孔探图像的方式进行孔探检测，不同的人水平高低各有不同，孔探检测结果难保没有纰漏，并且长时间工作还会引起人眼疲劳，进而降低工作效率和检测的准确度。

1.2.2 数字图像处理技术的发展状况

数字图像处理技术，又称计算机图像处理技术，旨在对获得的图片使用计算机进行数字处理，处理包括降噪、压缩、提取等内容。上世纪 60 年代，数字图像处理技术才开始逐渐被正确地应用于图像的处理当中^{[10][11]}。

美国在 1964 年利用数字技术处理从卫星获得的月球图片之后，图像数字处理被愈来愈多的领域所使用，数字图像处理技术也逐渐地发展为一个新兴学科，开始广泛地被周围学科所使用。1972 年，随着英国 CT 医学技术的诞生，直接得到的只有图像的投影，必须通过图像重建得到更为清晰的图像，这种情况下数字处理技术发挥出了至关重要的作用，将人类医学水平向前推进了一大步，随后愈来愈多的其他领域开始大范围运用数字图像处理技术^[12]。

上世纪 90 年代，数字图像处理技术大力发展，小波理论与变换方法大力发展，克服了傅里叶分析的一些不足之处，例如不能进行局部分析等。小波分析被认为是图像数字分析在数学理论上的巨大突破，是调和分析在半个世纪以来最大的研究成果^[13]。

随着 21 世纪的到来，计算机技术飞速发展，数字图像处理技术在许多领域受到重视，并且取得了许多开创性的成就。例如航空航天、工业检测、公安司法、文化艺术等。该技术已然成为了吸人眼球、并且拥有无限前景的新型学科^{[14][15]}。

1.2.3 目前航空发动机孔探检测技术不足之处

目前航空发动机孔探图像检测技术的不足之处主要有以下几点：

（1）一线机务工作人员的自身素质水平良莠不齐。目视检测方法是无损检测环节中应用得较多的一种方法，同样也是一种相对重要的方法，但是鲜有相关目视检测技术培训的培训班，大多都只对需要操作的仪器设备进行培训。但是实际观察到的情况相当复杂，仅仅凭借当事人的经验来工作，十分影响工作效率与孔探检测的准确度。

（2）航空发动机内部结构复杂，损伤不易观察。航空发动机由于长期工作在大负载、高温高压的恶劣环境下，容易产生各种缺陷，并且航空发动机内部复杂，需要检查的部位多、范围大，光线不好，检测人员不易观察。在实际的工作过程中，由于长时间的目视观察，十分容易使机务工作人员产生疲劳，进而影响机务工作人员的判断，导致效率低下，检测结果准确度也会下降，不能及时地给出相应的判断，间接地给航空发动机维护使用埋下了隐患。

（3）孔探仪软件设备水平较低。随着科技水平的发展，近一段时间，孔探检测技术也得到了相应的提高，工业内窥镜的功能也已经发展到可以测量与定量分析等，航空发动机孔探

检测中的许多难题都能得到很好的解决。现阶段较为先进的孔探仪有日本 OLYMPUS 孔探仪系列与美国的韦林孔探仪系列等，它们均采用了计算机视觉技术等较为先进的技术，实现了测量、储存等功能。但是在实际一线机务人员的孔探检测中，对于航空发动机内部损伤与否的判断还需要逐个进行判断，这种反复的判断十分容易使机务工作人员的眼部产生疲劳，进而大大影响工作效率。现阶段的孔探仪没有对发现的缺陷进行判断的功能，更不能自动警示或告警。

1.3 论文主要工作内容与结构安排

本论文的主要工作内容，是基于计算机数字图像处理的方法，完成在一线机务检测中航空发动机内部损伤孔探图像的特征提取，通过机器学习的有关原理获得模型，编写出在一线机务检测当中能自动告警的软件。本论文的结构安排如下：

第一章，绪论。讲述本论文的研究意义与背景，以及现阶段孔探检测技术的研究现状。

第二章，对于航空发动机关键内部结构的损失分析。

第三章，详细讲述航空发动机损伤检测软件自动预警的原理以及过程。

第四章，分别讲述航空发动机孔探图像检测自动预警技术软件的各个模块的功能以及使用方法。

第五章，总结论文的研究内容成果，并对未来的孔探技术软件的趋势进行分析。

第二章 某型航空发动机关键部件主要损伤分析

本章将主要介绍某一型号航空发动机的结构以及工作原理，以及如压气机、燃烧室、涡轮等几个关键结构部件的主要损伤。

2.1 某型航空发动机结构与工作原理

如图 2.1 所示，该图为某型号航空涡轮风扇发动机内部结构，其中的主要结构包含压气机、燃烧室、涡轮等核心结构，除此以外，还有进气道、喷管等附属组件。

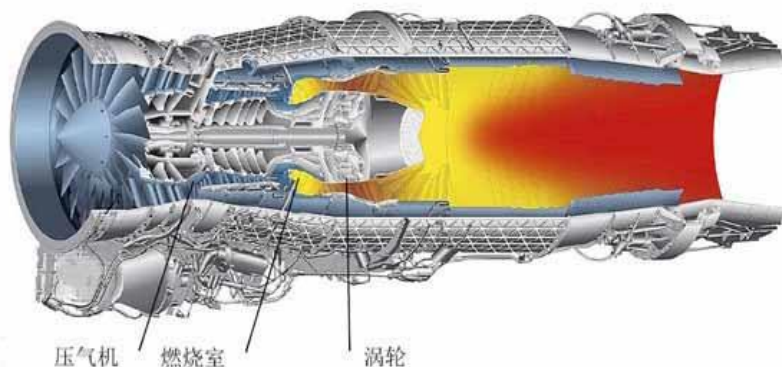


图 2.1 某型航空发动机结构示意图

涡轮风扇发动机工作时航空发动机工作时，外部空气进入到进气导向器中，分别流入内涵道和内涵道。流入外涵道的空气直接排出，而流入到内涵道的空气则进入低压压气机、高压压气机进行压缩，压缩后的空气进入燃烧室燃烧，产生的高温、高压的燃气带动涡轮做功，反过来涡轮又来带动风扇和压气机旋转^{[16][17]}。高速的燃气从尾喷管排出所形成的反作用力，能提供飞机飞行的推力。

2.2 压气机部件主要损伤分析

航空发动机压气机的主要结构包括高、低压压气机和风扇机匣等重要组成部分。由于空气中的含氧量不满足燃烧室的燃烧需求，不能直接流入燃烧室进行燃烧。所以压气机的主要作用是将从进气导向器流入内涵道的空气进行压缩，形成高压气流，并将高压气流送往燃烧室进行充分燃烧。除此以外，压气机还会向空调系统与除冰系统等提供热空气^[18]。

压气机中的转子和静子是两个十分重要的部件。其中，压气机的转子是一个高速转动的

结构，同时还是一个承力结构，除了要承受弯矩、扭矩等载荷外，还需承受自身的离心力。而压气机静子与转子不同，它是一个固定的承力部件，由叶片和内部机匣等结构组成，承受轴向力、扭矩、振动载荷以及从其他结构部分传递的各种载荷^[19]。相比压气机静子来说，压气机转子的工作环境更加险恶，除了承受气动载荷、交变载荷与离心载荷以外，有时还需要承受从进气道吸进的外物的冲击（FOD）、风沙的侵蚀等，因此相较之下更易发生故障。从已有的故障情况分析，压气机中最容易发生部位就是压气机转子^[20]。如果其中某一片叶片断裂，就可能打坏之后的几级转子叶片，造成发动机故障。其常见的故障分为以下几种，如图 2.2 所示：



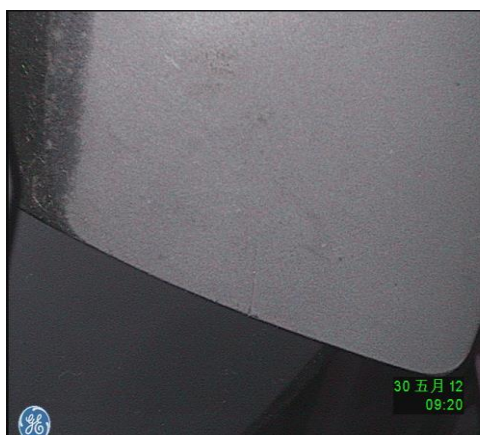
(图 a) 压气机叶片弯曲形变



(图 b) 压气机叶片刮伤



(图 c) 压气机叶片缺损



(图 d) 压气机叶片划痕

图 2.2 压气机叶片损伤案例

2.3 燃烧室部件主要损伤分析

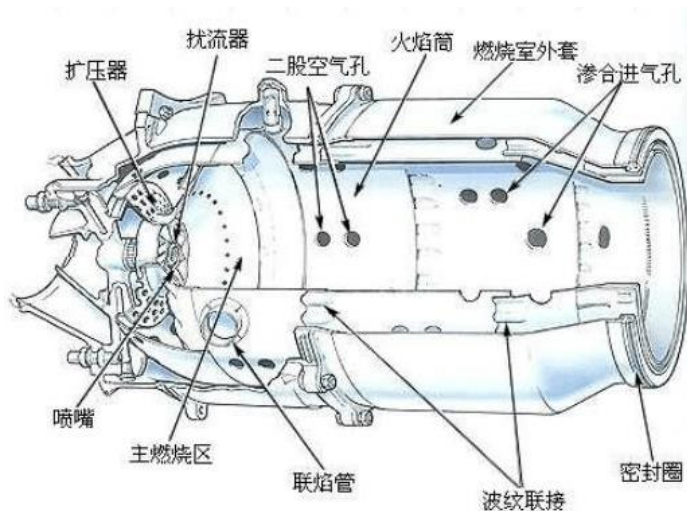


图 2.3 燃烧室结构示意图

燃烧室主要结构分为外侧机匣、燃油管等，主要结构如图 2.3 所示。它的位置位于高压涡轮和高压压气机之间。从高压压气机流入的压缩空气和燃油充分混合，在燃烧室内点燃并燃烧为高热空气，提高压缩空气的内能^[21]。燃烧室机匣不仅能起到承力的作用，可以传递轴向力，还能给内部结构提供相对稳定的支撑。

燃烧室分为主燃烧室和加力燃烧室。主燃烧室与加力燃烧室的燃烧以及加热过程，是导致燃烧室故障的直接原因。故障一旦发生，不单单会影响燃烧室的正常工作与安全，还会影响其他部件的正常运行。由于燃烧室的工作环境是在高温、高压的恶劣环境下，所有燃烧室主要的故障形式是热损失，例如燃烧室烧穿、掉块等^[22]。究其原因，有燃料和燃油喷射不均等方面，也有例如内部积炭过多等，这些都会影响燃烧室的安全运行，降低工作效率。燃烧室一些代表性故障案例如图 2.4 所示：



(图 a) 燃烧室机匣溶解



(图 b) 燃烧室机匣表面涂层脱落



(图 c) 燃烧室机匣裂纹



(图 d) 燃烧室机匣弯曲形变

图 2.4 燃烧室损伤图像

2.4 涡轮部件主要损伤分析

涡轮主要由高压涡轮、低压涡轮、机匣等组成。其中的高压涡轮与低压涡轮主要都由静子和转子叶片组成，高压涡轮的主要功用是给高压压气机风扇叶片的旋转提供动力，以及给飞机部件提供飞行的动力，而低压涡轮主要是给低压压气机与风扇叶片提供动力^[23]。涡轮整体主要的作用就是将从燃烧室中流出热气的内能，转化为机械能并输出到相关部件做功。

涡轮的工作环境相较于其他的工作部件来说最为险恶。涡轮在工作时，会承受巨大的负荷、载荷以及燃气的高温腐蚀等。在这种工作环境下，涡轮主要的故障形式与压气机叶片的故障形式会十分相似，如掉块、打伤等^[24]。但是相比压气机叶片，涡轮还要承受高温燃气的热效应，叶片还需要承受热交变应力。热疲劳损伤故障的形式一般为叶片表面出现裂纹，叶片弯曲形变等。典型的故障图如图 2.5 所示：



(图 a) 涡轮叶片掉块



(图 b) 涡轮叶片裂痕

图 2.5 涡轮典型故障案例

2.5 本章小结

本章主要讲述了发动机的内部结构，以及着重讲述了某型航空发动机的主要结构，包括压气机、燃烧室和涡轮，并且也展示了上述三种结构的主要损伤故障形式，这些典型的故障模式相当于损伤的主要特征，这些为之后的图像处理中特征的提取打下了基础。

第三章 基于图像处理的航空发动机损伤检测自动预警技术研究

航空发动机是飞机的心脏，航空发动机能否正常运行直接影响到飞机能否安全运行，所以对于航空发动机内部的损伤检测不容忽视。孔探技术是航空发动机内部损伤检测的重要手段。而目前的检测方法大多采取目视检测的方法，即由一线机务人员直接对工业内窥镜呈现的孔探图像视频流进行观察，通过人工方式判断检测部位是否有损伤，这种方式在达到一定的工作时间后会使得工作人员的眼部疲劳，进而降低工作效率。本文针对这一现象，基于特征提取和机器学习的方法，实现了航空发动机损伤检测过程的自动预警。基本方法是通过孔探检测技术所得到的视频流，将其分割成多张图像，将这些图像分类进行机器学习，最终通过机器学习的模型判断并完成自动预警。

3.1 航空发动机损伤检测自动预警技术

如图所示，航空发动机损伤检测自动预警技术的实现分为两个以下步骤：

第一步：通过已得到的孔探检测视频，分割为多张图像，将获得的图像分类为故障（1类）和正常（2类），再将图像转化为灰度值矩阵，并对灰度矩阵进行 PCA 特征提取，最后将新的灰度值矩阵进行机器学习，得到支持向量机（SVM）模型，如下图 3.1 所示：

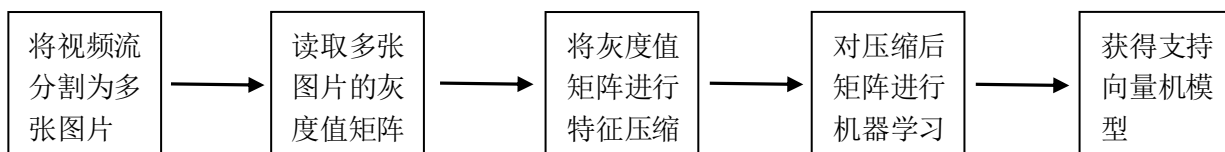


图 3.1 机器学习过程

第二步：将第一步中机器学习到的 SVM 模型读取，再对通过 HDMI 连接获取的视频流逐帧进行判断，若为故障（1类）则报警，若为（2类）则继续检测，如下图 3.2 所示：

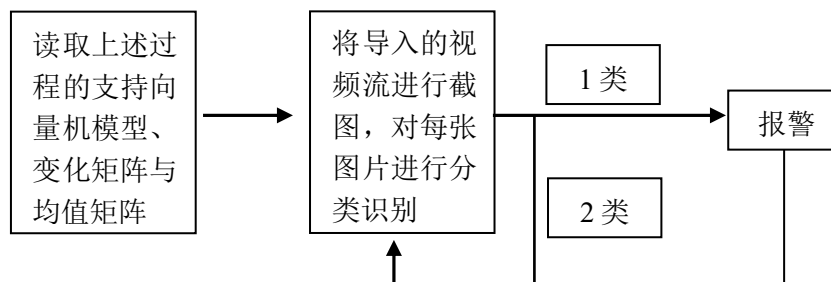


图 3.2 视频流的检测

3.2 原始图像的数据获取

航空发动机内部的损伤由北京某公司的孔探仪作为图像采集的设备，通过设备将孔探检测的视频流通过 HDMI 连接导入到电脑端中的软件进行实时分析。孔探仪设备如图 3.3 所示：



图 3.3 北京某公司工业内窥镜

3.3 图像的数字处理方法

3.3.1 灰度图与灰度值的转化

在某个图像中，黑色与白色之间按照对数的关系，能够分出若干个等级，称之为“灰度等级”，这种灰度等级的范围一般为 0~255，黑色的灰度等级是 0，白色的灰度等级是 255，在其他领域所说的黑白图像一部分也被称为灰度图像。灰度图的应用十分广泛，特别是在计算机图像识别领域中有十分广泛的应用，例如在灰度图中物体的边缘会出现一种不连续性，可以利用这种来进行图像分割^[24]。

在计算机领域中，假设一个图像的每个像素都只有一种采样颜色，那么这类图像被称之为灰度图像，这种图像直观的视觉感受就是从最亮的白色到最暗的黑色的色块组合，理论上这种表示方法可以用来表示不同颜色的深浅。在计算机领域中的黑白图像和灰度图像略有不同，黑白图像中只存在黑色（灰度等级 0）和白色（灰度等级 255），但是灰度图像中还会存

在等级介于 0~255 之间的其他颜色。但是在其他的一些领域当中，黑白图像和灰度图像的概念没有区别，可以认为黑白图像就是灰度图像。

在彩色显示器中灰度等级代表颜色的不同，图像随着灰度等级的增多会变得更加逼真、清晰，但是在黑白显示器中灰度等级仅代表某个像素点的亮度的差别。假设用 24 位二进制数能够表示图像中的每一个像素，这种图像就称之为 24 位图，孔探图像检测技术中的所存储的图像就是 24 位图像^[25]。

灰度图像没有色差，RGB 三个色彩分量数值均一致。彩色图像转化为灰度图像的方法，一般都采取加权的算法，R,G,B 的权重一般取 3:6:1。任何图像的颜色组成部分都是三原色红、绿、蓝，即 RGB，假设某个图像的某一点为 RGB(R,G,B)并且能得到 R,G,B 的数值，那么我们可以通过下面几种方法，将其转换为灰度(Gray):

1.浮点数法:

$$Gray = R \times 0.3 + G \times 0.59 + B \times 0.11 \quad (3.11)$$

2.整数法:

$$Gray = (R \times 30 + G \times 59 + B \times 11)/100 \quad (3.12)$$

3.位移法:

$$Gray = (R \times 77 + G \times 151 + B \times 28) \gg 8 \quad (3.13)$$

4.均值法:

$$Gray = (R + G + B)/3 \quad (3.14)$$

5.直接取 G（绿色）法:

$$Gray = G \quad (3.15)$$

上述的任意一种方法所求 Gray 的值均可以用来作为新的灰度图像的灰度值，只需要将 Gray 的数值替换掉原有颜色的 RGB(R,G,B)三个数值即可得到新的灰度图，Gray 的数值就是灰度图的灰度值。在实际处理过程中，对 Gray 数值进行归一化处理，即将灰度值化简到 0~1 的范围内，这样能使计算过程更加简便，处理的方式如下:

$$Gray_{new} = \frac{Gray_{old} - Gray_{min}}{Gray_{max} - Gray_{min}} \quad (3.16)$$

其中， $Gray_{new}$ 为归一化之后的灰度值， $Gray_{old}$ 为归一化之前的灰度值， $Gray_{max}$ 与 $Gray_{min}$ 代表样本当中灰度值的最大值与最小值。通过这一算法以后，所有灰度值的范围都被缩小到 0~1 之间，效果图如图 3.4 所示:

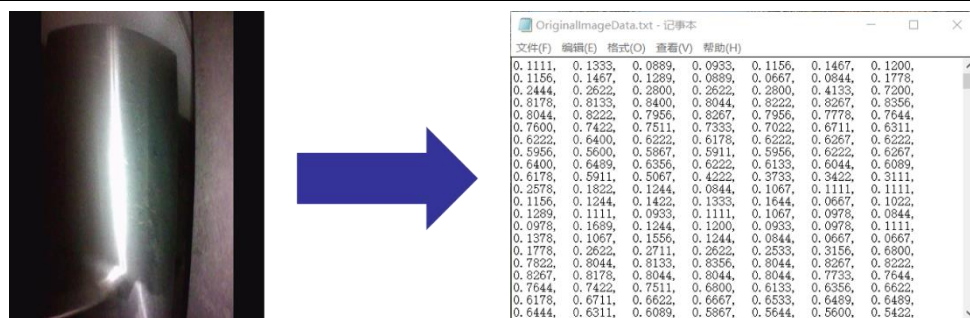


图 3.4 图片转为灰度值矩阵示意图

3.3.2 PCA 特征提取技术

PCA(Principal Components Analysis)即主成分分析，主要是通过将数据降维的方法，选出几个具有代表性的数据从而代表整体数据。

PCA 从原理上来讲是一种线性变换。这种变换的原理是将原始数据放入到一个坐标当中，让数据投影的最大方差落在编号为 1 的坐标上，第二大方差落在编号为 2 的坐标上，以此类推即可。PCA 技术经常被用来进行数据的降维，但是会保留最具有代表性，或者从数学角度来讲是提供方差最多的特征，忽略一些高阶成分而保留低阶成分，这样就能使数据还能保留原有的特征的同时对数据进行了特征提取^[27]。

PCA 实现的原理过程如下，假设一个数据矩阵 $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ 需要降到 k 维：

(1)去平均值化，将每一位特征各自减去平均值；

(2)计算出协方差矩阵 $\frac{1}{n}XX^T$ ；

(3)求出 $\frac{1}{n}XX^T$ 的特征值与特征向量；

(4)将特征值按照大小进行排序，选出其中从大到小排名前 k 位的特征值，再将这 k 个特征值所对应的特征向量作为行向量重组为一个新的矩阵 P ；

(5)将数据投影到这个新矩阵 P 的坐标之下，即使 $Y = PX$ 。

3.4 机器学习（支持向量机）

由于 PCA 特征提取并不具有分类能力，所以通过 PCA 算法提取特征之后，须有一个分类器对 PCA 提取的特征向量进行分类处理，来判别当前航空发动机内部是否存在损伤。本文采用的机器学习算法是支持向量机（Support Vector Machine, SVM）算法，支持向量机是一种二分类模型，主要的目标是找到一个合适的超平面，作为特征空间分类的间隔^[28]。

LIBSVM 解决多分类问题的思路是“一对一”思想，在所有的样本当中，两两两之间设置

一个 SVM，通过计算可以得到 n 个类别的样本则需要 $n(n-1)/2$ 个 SVM，分类原理是基于 SVM 的二值分类。

设样本 $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$ ，其中 x_i 是第 i 个输入的特征， $y_i \in \{-1, +1\}$ 是对应的期望影响，可以构建分离超平面为：

$$WX + b = 0 \quad (3.41)$$

上式中， W ——超平面法向量； b ——超平面常数； X ——输入的特征向量；

支持向量，即满足下列方程组 3.42 的点 (x_i, y_i) ，支持向量和超平面的最佳解位置关系如图

3.5 所示：

$$\begin{cases} wx_i + b = -1, y_i = -1 \\ wx_i + b = 1, y_i = 1 \end{cases} \quad (3.42)$$

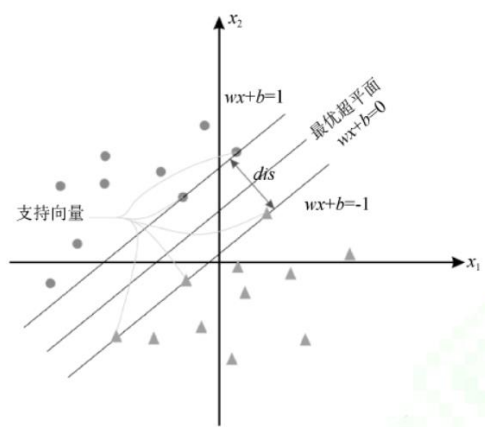


图 3.5 超平面最佳解与支持向量的位置关系

寻找超平面的最佳解，可以简化为一个二次规划问题，如式 3.43：

$$\begin{cases} \max dis = \min \frac{\|w\|^2}{2} \\ s.t. y_i(wx_i + b) \geq 1, \forall i = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (3.43)$$

根据拉格朗日乘数法建立函数：

$$J(w, b, a) = \frac{1}{2} w^T w - \sum_{i=1}^N a_i [y_i(w \cdot x_i + b) - 1] \quad (3.44)$$

对式 3.44 中的 w 和 b 求导并令其结果为 0，可以得到：

$$\begin{cases} w = \sum_{i=1}^N a_i y_i x_i \\ \sum_{i=1}^N a_i y_i = 0 \end{cases} \quad (3.45)$$

将式 3.45 代入式 3.44 得：

$$\begin{cases} \max Q(a) = \sum_{i=1}^N a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_i a_j y_i y_j x_i^T x_j \\ s. t. \sum_{i=1}^N a_i y_i = 0, a_i \geq 0 \end{cases} \quad (3.46)$$

可以看出输入的 $\{x_i^T, y_i\}$ 直接决定了函数 $Q(a)$ 的最大值，并且仅由其决定，拉格朗日的乘数可以通过解出上式 3.46 得到，超平面的模型如下：

$$f(x) = WX + b = \sum_{i=1}^N a_i y_i K(x_i, x) + b \quad (3.47)$$

其中， $K(x_i, x) = x_i^T x$ 为核函数，核函数包括 RBF 核，线性核和多项式核，本文采用的是 RBF 核函数。

3.5 算法应用与验证

算法验证所采用的数据是英国剑桥 AT&T 实验室在 1992 年至 1994 年期间所创建的 ORL 人脸数据，这些图像数据包含有 40 个人的数据，每个人采集 10 张图像，共 400 张。这些图像是在不同的时间地点采集的，并且每个人拍照时的状态都不尽相同，这些状态包括是否微笑，是否戴眼镜是否正对镜头等等。

首先 400 张图片平均分为 10 份，选取其中的 9 份进行训练，1 份进行测试。首先运用本章第三节的算法思路，将选中的 9 份图像数据转化成灰度值矩阵，再对灰度值矩阵进行 PCA 特征提取，将 4224 个特征压缩到了 260 个特征，并进行机器学习，最后对剩余的 1 份图片进行测试得到的测试结果为 97.74 %效果十分显著。

3.6 本章小结

本章主要介绍了航空发动机损伤孔探检测技术的基本流程，并且详细介绍了图像处理与机器学习的流程方法及其原理，例如 PCA 特征提取、支持向量机等，最后采取人脸图像数据对该方法进行试验验证，达到了十分理想的效果。

第四章 航空发动机孔探图像检测自动预警系统开发

本章在基于机器学习的基础之上，构建并开发出了航空发动机孔探图像检测自动预警系统，并通过试验验证与实际使用，来证明本文所述的孔探图像的特征分析提取技术与机器学习的可行性和有效性。

4.1 系统总体设计

基于孔探技术的航空发动机损伤检测为背景，研究、设计并开发航空发动机孔探图像检测自动预警系统 EDWS(Engine Damage Warning System)。航空发动机内部损伤的案例图像所机器学习形成的 SVM 模型已经存入到系统当中，用来实时判断发动机内部损伤情况，以提高工作效率。EDWS 总体构架的示意图如图 4.1 所示，主要的功能模块包括：图像特征提取模块，机器学习模块，视频检测模块。在损伤的检测过程中，首先通过读取机器学习到的 SVM 模型，将识别到的损伤图像进行分类，若判断结果为故障（1 类）则向用户报警，若判断结果为正常（2 类）则不报警。

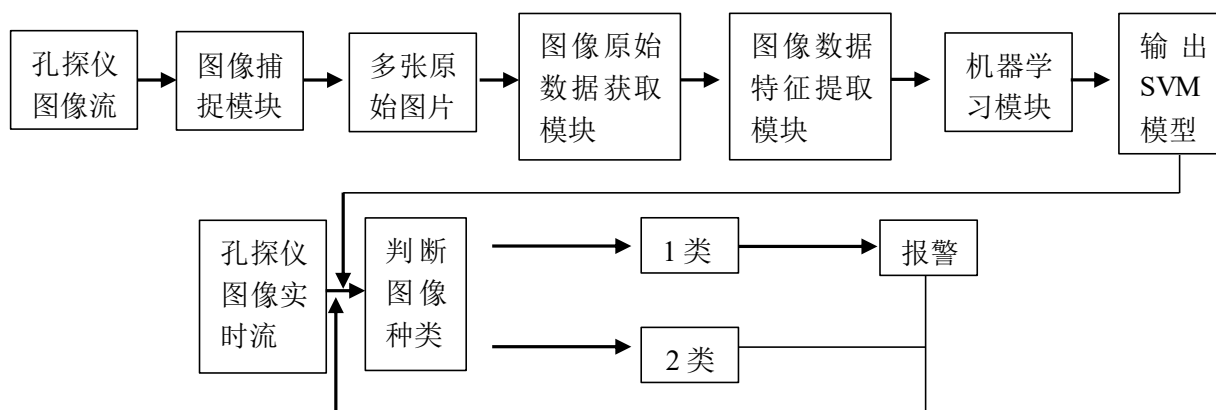


图 4.1 EDWS 总体构架示意图

4.2 软件主要功能模块介绍

航空发动机孔探图像检测的自动预警技术是采用 Microsoft Visual C++6.0 语言开发的，通过 ODBC 连接该系统所使用的数据库。开发的系统界面简洁友好，操作简便，并且在一些可能遇到使用困难的对话框旁边均有相应的文字提示。不仅如此，在当今流行的计算机系统例如 Windows 7/8/10 均能直接安装使用，不需要安装其他的软件驱动辅助使用。

4.2.1 图像原始数据获取模块

图像原始数据获取模块分为两个部分，第一个部分是设置工作目录的模块，软件默认设置的工作目录位于 D 盘 EDWSDData 文件夹下名为 HECAO 的文件夹（若该目录下没有 HECAO 文件夹系统将自行创建），可以点击右边的“选择工作目录”按钮来自定义设置用户需要的工作目录，选择一个空文件夹即可。在文件夹的子目录下会自动生成三个文件夹，名称分别为 MLModel、NewData、OriginaData，其中 OriginaData 为接下来“读取图像数据并输出数据文件”按钮所存放灰度值矩阵的目录。模块界面如图 4.2 所示：



图 4.2 图像原始数据获取模块

第二个部分是“打开图像文件”按钮与“读取图像数据并输出数据文件”按钮，点击“打开图像文件按钮”即可到相应的目录打开同一个文件夹内的多张图片。不过需要注意的是，图片格式需要为后缀为.bmp 格式，并且图片的命名需要遵守一定的规则，假设有若干类图片，则第 k 类图片的第 m 张的命名格式为 sk_m，其中 k 与 m 均需要替换为相应的数值，m 的数值可以不是连续的。选中所有想要导入的图片后点击打开按钮，如图 4.3 所示：

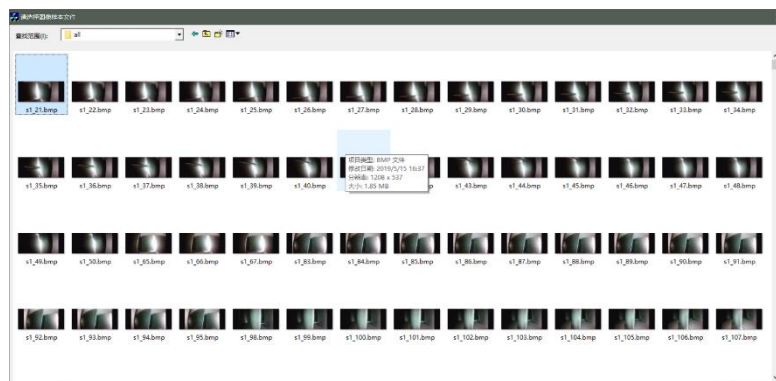


图 4.3 图像读取界面

在打开完成后，点击数据文件列表的倒三角即可查看导入的文件名，如下图 4.4 所示：

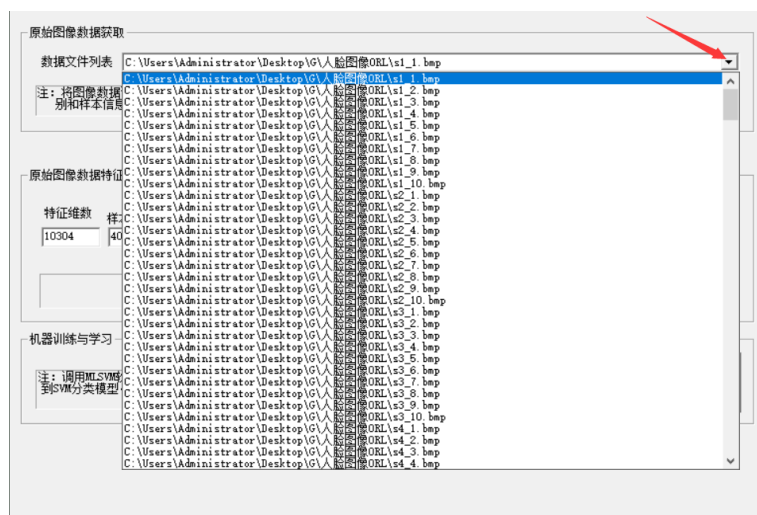


图 4.4 已读取图像文件查看界面

最后点击“读取图像数据并输出数据文件”按钮，即可弹出下列对话框，如图 4.5 所示：

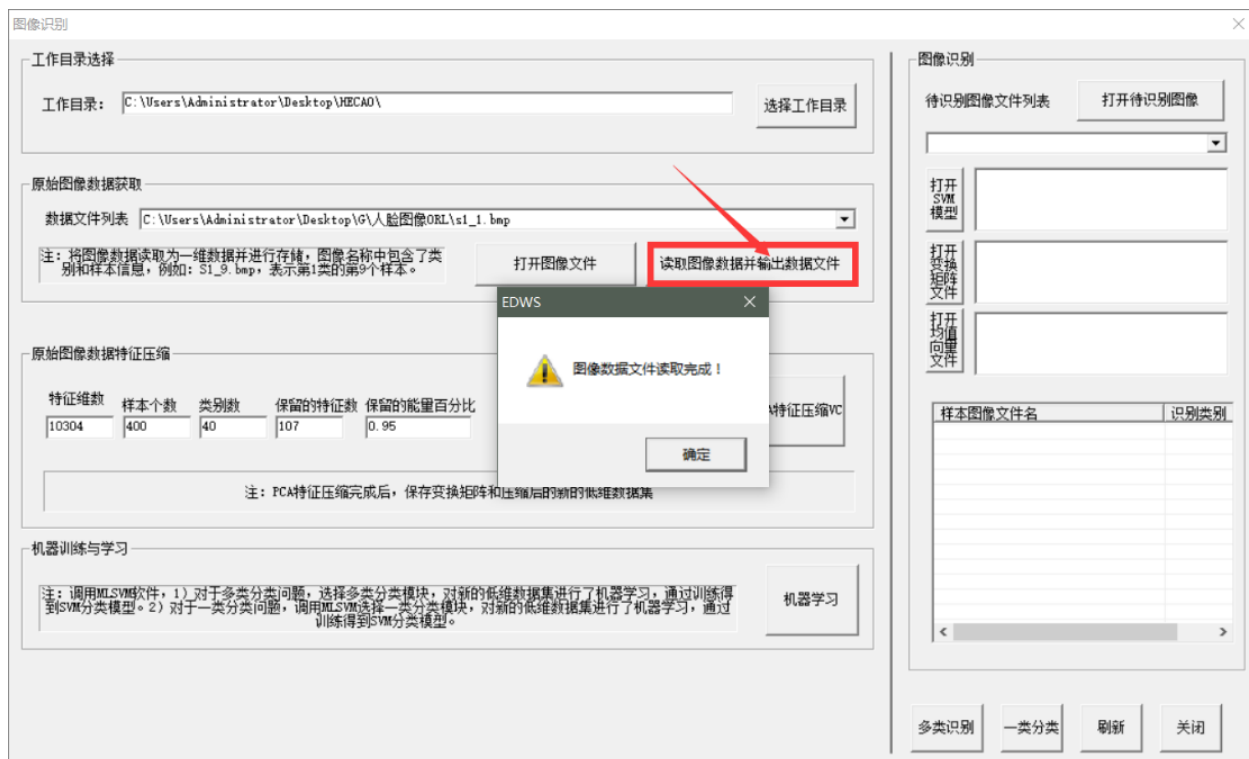


图 4.5 图像数据读取完成界面

点击软件弹出对话框的确定，可以发现在 OriginaData 目录下会自动生成一个名称为 OriginalImageData.txt 的文件，该文件为读入的图片灰度值矩阵所形成的新矩阵，新矩阵的每一行代表每一张图片的灰度值。

4.2.2 图像数据特征提取模块

图像数据特征提取模块如下图 4.6 所示：

图 4.6 图像数据特征提取模块

其中“特征维数”代表所有特征的维数的总和，“样本个数”代表已经读入的图片样本的个数，“类别数”代表已经读入图片中的种类的数目，“保留的特征数”代表最终保留的特征的数目，“保留的能量百分比”一栏可以自定义修改，默认值是 0.95，代表用户需要保留的特征数的多少。

“打开样本集”按钮点击后默认进入到 OriginaData 目录下，可以看到目录下有一个名称为 OriginalImageData.txt 的文件，再点击打开即可刷新前面表格中的数目，并且用户可以根据需要自行调整“保留的能量百分比”的数目，推荐范围为 0.8~0.95 之间。效果如下图 4.7 所示：

图 4.7 打开样本集以后的界面

最后点击“PCA 特征压缩 VC”按钮，完成对原始图像数据的特征压缩，并可以发现“保留的特征数”一栏数目减少，如下图 4.8 所示：

图 4.8 PCA 特征压缩后的特征数改变

随着保留能量百分比数目的降低，保留的特征数也会降低，这里采用保留能量百分比为 0.8 作为演示，可以发现“保留的特征数”一栏数目显著减少，保留了更少的特征数，如图 4.9 所示：

图 4.9 能量百分比为 0.8 时 PCA 特征压缩后的特征数改变

在进行完 PCA 特征压缩后，在工作目录下的 MLModel 文件夹会自动生成两个文件 FeatureMean.txt 和 TansformMatrix.txt，其中 FeatureMean.txt 代表原始图像数据的均值向量，TansformMatrix.txt 代表进行 PCA 特征压缩所需要的变换矩阵。在目录的 NewData 文件夹下也会生成 NewDataSet.txt 文件，这是将原始图像数据的灰度值矩阵进行 PCA 特征压缩后得到的新矩阵。

4.2.3 机器学习模块

点击软件的“机器学习”按钮即可进入机器学习界面，如图 4.10 与图 4.11 所示：

图 4.10 机器学习模块



图 4.11 机器学习界面

机器学习部分调用的分为两大部分，样本训练和样本测试部分。

首先是样本训练部分，样本训练部分一共分为 5 个步骤：

1) 打开训练文件

在打开之前可以选择勾选上“随机划分训练和测试样本”选项，在没有测试文件的时候可以直接生成一个测试文件，测试文件位于 NewData 文件夹下的 SVMresults 文件夹中。默认训练样本占比为 0.5，用户也可以通过键入其他 0~1 之间的数值来更改比例，之后选择由 PCA 特征提取生成的名称为 NewDataSet.txt 的文件。

2) 选择 SVM 模型和核函数类型

选择默认的 S-SVC 模型与默认的 RBF 核。

3) 键入核函数参数和正则化参数

这里两个参数均无需键入，通过使用控制区的“网格搜索参数优化”自动生成；

4) 交叉验证折数

交叉验证折数若为 10，那么软件就会将数据分为 10 份，选择其中的 9 份进行训练，选择剩下的一份进行测试，最低折数为 2，折数越高训练的效果会越好，训练花费时长也会变长。

若勾选使用交叉验证，则不会保存训练的模型，反之，则会保存训练的模型，训练的模型会保存在 NewData 文件夹下的 SVMresults 文件夹中。

5) 训练

点击开始训练，并且取消选中交叉验证的选项，即可保存训练的模型。

样本测试部分分为 3 个步骤：

1) 打开测试样本文件

若在样本训练打开文件时勾选了“随机划分训练和测试样本”选项，则在此处即可自动打开测试样本文件，否则需要自行打开测试样本文件；

2) 打开训练好的模型文件

若完成了上述样本训练的步骤 5，则自动选中训练好的支持向量机模型，否则则需要手动选择已有的支持向量机模型；

3) 测试

点击开始测试即可查看测试的识别率。

4.2.4 图像识别模块

图像识别模块部分如下图 4.12 所示：



图 4.12 图像识别模块

首先点击“打开待识别图像”按钮，打开多张待识别图像，同样点击右侧的倒三角可以查看即将要识别的图像。下面分别是三个按钮：第一个按钮“打开 SVM 模型”，点击后选择目录下的 `NewData\SVMresults\Model.txt` 即可读取机器学习所训练的支持向量机模型；第二个按钮“打开变换矩阵文件”，点击后选择目录下的 `MLModel\TansformMatrix.txt` 即可读取变换矩阵；第三个按钮“打开均值向量文件”，点击后选择目录下的 `MLModel\ FeatureMean.txt` 即可读取原始图像数据的均值矩阵。

最后一步则是点击“多类识别”按钮，稍等片刻后即可在列表中显示最终识别的结果，若最终识别结果不满意，则需要重新进行训练；若已经满意，则可以长期保存变换矩阵、均值向量与支持向量机模型文件，方便下次识别使用。若要在此界面进行多次多类识别，则用户需要在下次多类识别之前，可以点击“刷新”清空列表。本文的视频检测模块就是调用“多

类识别”进行反复识别。

4.2.5 图像捕捉模块

图像捕捉模块如下图 4.13 所示：

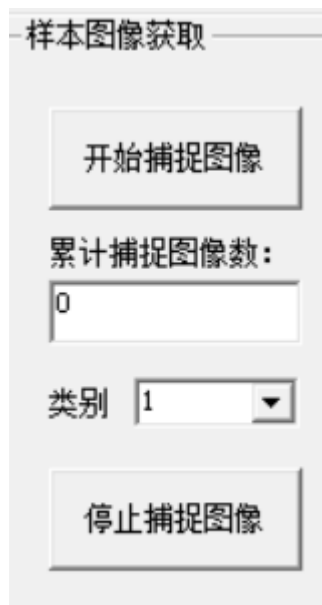


图 4.13 图像捕捉模块

首先在使用之前，需要在 D:\EDWSData\目录下建立一个名为 StdIMages 的文件夹，然后可以在“类别”框中选择类别 1 和 2，在本文中 1 代表故障，2 代表正常，选择完毕后就可以点击“开始捕捉图像”，这个时候累计捕捉图像数开始从 0 计数，直到捕捉到满意数量的图像为止，用户就可以选择点击“停止捕捉图像”按钮使图像捕捉功能停止。停止捕捉图像后，用户可以在 D:\EDWSData\StdIMages 下面查看已捕捉的图像，图像命名格式为 s1_5 与 s2_3 等等，s 后面的数目代表捕捉的种类，“_”后的数字代表序号，图像的格式均为.bmp 格式，捕捉效果如下图 4.14 所示：

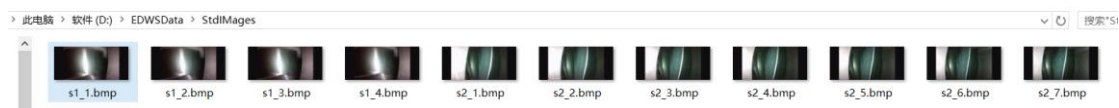


图 4.14 图像捕捉效果演示

4.2.6 视频检测模块

视频检测模块如图 4.15 所示：



图 4.15 视频检测模块

点击“自动检测”按钮即可开始对视频实时检测，检测开始之前会读取在多元识别中所需的均值向量、变换矩阵与支持向量机模型，然后将对话框中的视频流分割为多张图片，对图片逐张进行判断，读取完一张图片才会读取下一张图片，判断图片如果属于 1 类故障，则会蜂鸣报警，如下图 4.16 所示，图中标红部分为部分叶片划痕：



图 4.16 异常图片案例

若图片属于 2 类正常，则继续判断视频流的下一张图片，如下图 4.17 所示：



图 4.17 正常图片案例

4.3 程序实用性验证

本文采用航空发动机孔探图像数据对算法进行试验验证，采用的孔探图像一共有 2015 张，其中故障图像有 774 张，正常图像有 1241 张。首先从 2015 张图片中任取其中一半图片，首先转化为灰度值矩阵，再对灰度值矩阵进行 PCA 特征提取，将灰度值矩阵的 4224 个特征压缩到 476 个特征，最后进行机器学习，将剩余的图片进行测试。得到的测试准确率为 96.67%，如图 4.18 所示，效果十分显著。



图 4.18 识别结果

4.4 本章小结

本章主要讲述 EDWS 航空发动机孔探检测图像自动预警系统的结构，以及介绍了系统中的重要模块的功能模块，如图像原始数据获取模块、图像数据特征提取模块、机器学习模块、图像识别模块、图像捕捉模块、视频检测模块等，综合运用这些模块才能最终实现自动预警。

第五章 总结与展望

5.1 总结

航空发动机内部孔探图像损伤检测中所存在的困难之一，就是在判断孔探图像是否存在问题的时候，是通过机务工作人员目视观察的方式来判断，虽然这一方法被广泛使用，但是却鲜有组织机构对目视检测这一方法进行相关培训，再加上一线机务工作人员资质不一，而且机务人员目视时间长了之后也容易使眼部疲劳，降低工作效率。

本文针对这一现象，研究并开发出了 EDWS(Engine Damage Warning System)航空发动机孔探图像检测自动预警系统，这一系统的实现，首先需要将航空发动机内部损伤孔探图像与内部正常图像进行分类，再将所有分类好的图片转化为灰度值矩阵，所有图片的灰度值矩阵组成的新矩阵进行 PCA 特征提取，再通过支持向量机的机器学习算法将 PCA 特征提取后的新矩阵进行学习，最后通过学习到的模型来对现有的航空发动机孔探图像进行判断。

一线机务工作人员在使用航空发动机孔探图像检测自动预警系统的时候，控制工业内窥镜的镜头扫描时，不需要在控制的同时仔细观察航空发动机内部是否存在损伤，只需要在系统发出蜂鸣声的时候再仔细观察即可，这样就可以在保证准确度的同时，大大提高工作效率，减轻机务人员眼部的压力。

5.2 展望

本文为机务人员在航空发动机孔探检测中的困难提供了解决思路，并且最终的效果也比较满意，但是也存在一些问题可以继续研究：

（1）文中进行机器学习的原始图像是通过人工的方法进行对应的分类，不同的人分类的策略方法不一致，这样会直接影响最终机器学习后不同种类的识别率，使得最终的判断出现误差；

（2）对于不同的检测部位或者机务人员采用不同的检测方法，原始图像数据也会不同，需要对对应的部位或者孔探检测方法建立相应的图像库，才能保证检测结果的准确性；

（3）硬件设备对检测结果的准确度影响也会很大。工业内窥镜的像素直接影响了图片质量，本文采用的孔探仪像素水平较低，并且图像在传输过程中会有损失，最终导致检测结果

的准确性会略有下降。

参考文献

- [1] 陈果, 李爱. 航空器检测与诊断技术导论[M]. 北京: 航空工业出版社, 2012.
- [2] 许占显, 杨小林. 无损检测在航空维修中的作用[J]. 无损检测, 2000.6, 6(3): 3-8.29-34.
- [3] 李爱. 航空发动机磨损故障智能诊断若干关键技术研究及专家系统开发[D]. 南京: 南京航空航天大学博士学位论文, 2013.4.
- [4] 于辉. 孔探技术及其在航空发动机维修中的应用[J]. 航空制造技术. 2005, (6): 80-99.
- [5] 张艳辉, 黄战华. 胶囊内窥镜技术的研究进展[J]. 现代仪器. 2006(4): 4-7.
- [6] Meehan A. Remote visual inspection equipment for quality control[C]. //WESCON/94. Idea/Microelectronics. Conference Record. IEEE, 1994:214 - 216.
- [7] PeterSamsonov.Remote Visual InsPeetion for NDE in Power Plants.Materials Evaluation, June 1993: 662-663.
- [8] 于辉. 发动机故障图像的三维测量、视觉重建与识别方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学博士学位论文, 2002.
- [9] 于辉, 左洪福, 陈果等. 基于立体视觉的孔探分析系统及其应用[J]. 南京航空航天大学学报, 2002, 34(3): 293-297.
- [10] 袁启明. 内窥镜的现状与发展趋势一一纤维内窥镜.中国医疗器械信息, 1997(4): 15-17.
- [11] 高向军, 田联房, 王立非, 毛宗源.虚拟内窥镜系统的关键技术分析[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(7): 293-297.
- [12] 袁启明. 内窥镜的现状与发展趋势二一电子内窥镜.中国医疗器械信息, 1997(5): 34-36.
- [13] 雷达. 计及硬件损伤的航空发动机拆发预测方法及其应用研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学硕士学位论文, 2009.6.
- [14] 于辉, 左洪福, 陈果, 黄传奇. 发动机孔探图像三维测量与立体重建的实现. 航空计测技术, 2002(2): 6-12.
- [15] 丁鹏, 李长有, 马齐爽, 姚红宇. 基于小波的航空发动机叶片孔探损伤检测[J]. 北京航空航天大学学报. 2006, 32(12): 1436-1438.
- [16] 徐龙喜, 陈果, 汤洋. 基于 CBR 的远程发动机孔探评估专家系统[J]. 南昌航空大学学报(自然科学版) [J]. 2007, 21(3): 58-60.
- [17] 陈果, 汤洋. 基于孔探图像纹理特征的航空发动机损伤识别方法[J]. 仪器仪表学报[J]. 2008, 29(8): 1709-1713.
- [18] 罗云林, 牟君鹏. 航空发动机内窥故障诊断专家系统研究[J]. 机械科学与技术, 2008, 27(2): 176-179.
- [19] Chen Guo. 3D Measurement and Stereo Reconstruction for Aeroengine Interior Damage. CHINESE JOURNAL OF AERONAUTICS, 2004, 17(3): 149-151.
- [20] 尚义. 航空燃气涡轮发动机[M]. 北京: 航空工业出版社, 2000.
- [21] 张勇, 刘冠军, 邱静. 基于图像自动测量的航空发动机故障检测技术研究[J]. 机械科学与技术, 2008, 27(2): 176-179.
- [22] 汤洋. 基于 Internet 的民航发动机内部损伤评估与维修决策研究[D]. 南京航空航天大学硕士学位论文, 2007.1.
- [23] 沈荣华, 干敏梁. 孔探在航空发动机故障诊断中的现状与应用前景[J]. 江苏航空, 1999.
- [24] 陈果, 陈立波, 宋兰琪. 航空发动机诊断知识的动态获取与柔性诊断技术, 中国机械工程[J], 2006,

17(9):923-926.

- [25] 陈果. 图像阈值分割的 Fisher 准则函数法[J]. 仪器仪表学报, 2003, 24:564-567.
- [26] 陈果, 左洪福. 图像的自适应模糊阈值分割法[J]. 自动化学报, 2003, 29(5):791-796.
- [27] 方如明等. 计算机图像处理技术及其在农业工程中的应用[M]. 清华大学出版社, 1999.
- [28] 李爱, 陈果. 基于 SVM 的航空发动机油样光谱诊断界限值制定研究, 航空动力学报 [J], 2011, 26(4):771-778

致 谢

俯仰之间，大学四年青葱时光悄然而逝，在我的毕业论文完结之际，我首先要感谢我的导师陈果教授，导师在日常的学习生活中给予了我很多照顾和鼓励，在我遇到困难问题的时候，总是不厌其烦地给我最细致入微的讲解，授人以渔；在遭遇挫折一蹶不振的时候，总是犹如雪中送炭般给予我鼓励和支持，让我重拾信心；在我完成某一项重要工作的时候，也不会吝啬词藻，赞不绝口。在此，谨对导师对我孜孜不倦的培养和无私的奉献表达我诚挚的感谢。

不仅如此，我还要感谢我的师兄於为刚、张旭、张向阳、杨默涵、张杰毅、贺志远、赵子豪，师姐李爱、屈美娇、关小颖，同学李伦绪，以及我的室友李海亮、何雨龙和严晨，谢谢他们在论文撰写期间对我的鼓励和支持。同时在这里特别感谢来自北京的程娜娜工程师在程序调试时的鼎力相助。

感谢我的爸爸妈妈，“谁言寸草心，报得三春晖”。正因为爸爸妈妈一直在背后给予我鼓励和关怀，我才能顺利地走到今天。同时我还要感谢我的妹妹阿卜，在我不如意的时候经常和支持鼓励我，我才能顶住压力完成这篇论文。

最后，我再向所有支持、帮助过我的人表达我真心诚意的感谢！