

# 相控阵天线故障诊断方法研究

汪江秀 王友仁

(南京航空航天大学自动化学院测试系 南京 210016)

**摘要:** 随着相控阵天线阵列数目的增加和机载雷达尺寸的增大,故障单元快速诊断的需求日益迫切。本文基于相控阵天线故障诊断的原理,研究了一种相控阵天线故障信号的预处理和诊断方法。首先用矩量法构建了仿真环境;其次利用小波模极大值的方法对信号进行了降噪处理,并提取了时域统计特征和小波能量特征;最后运用层次 SVM 诊断方法进行分类,获得更高的准确率。实验表明,在信噪比不同的情况下,分类正确率呈现稳步提高的趋势。理论上证明该方法能够有效诊断相控阵阵元故障。

**关键词:** 相控阵天线;故障诊断;小波模极大值;SVM 技术

**中图分类号:** TP206<sup>+</sup>.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 080402

## Research on fault diagnosis method of phased array antenna

Wang Jiangxiu Wang Youren

(Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

**Abstract:** With the increasing number of phased antenna and the increasing size of airborne radar, the demand of rapid diagnosis in fault unit is becoming more and more urgent. Based on the principle of fault diagnosis for phased array antenna, a fault signal preprocessing method and a diagnosis method of phased array antenna is studied in this paper. At first, simulation environment is built with MoM. Secondly, using the method of the wavelet modulus maxima to achieve noise reduction processing and extracting the statistical features of time domain and wavelet energy features. Finally, using the improved SVM method to classify for getting a higher accuracy. As the scale increases, the classified accuracy does not decreased obviously. Results turn out that this method is effective in diagnosis of phased array element theoretically.

**Keywords:** phased array antenna; fault diagnosis; the wavelet modulus maxima; SVM

## 1 引言

相控阵雷达的整体性能由相控阵天线阵元的状态决定,对整个雷达系统来说,快速诊断出相控阵天线的故障单元数量和故障位置意义重大。现阶段针对相控阵天线相关测试以及检测方面的研究主要有以下 3 种方法: 1) 调制控制、换相测量和逐路选通等方法,这类方法的检测效率较高,但对控制系统的要求也较高<sup>[1-2]</sup>; 2) 全息成像法,它主要包括无相位测量和矢量测量<sup>[3]</sup>,可以准确得到阵元的幅相分布,但一般只适用于测试场; 3) 模式识别法<sup>[4]</sup>,它是将待解决问题由故障检测转化成故障诊断,训练样本数据,从而设计相应的分类器<sup>[5-6]</sup>,判别待测故障模式类型,实现故障单元的准确定位。

目前第一、二种方法的应用很广泛,而国内外对第三种方法的研究不多,只能利用远场方向图数据进行分类识别,

成果较少,而在实际工程中很难获取具体的远场方向图。诊断、分类和识别方法的研究对象多数是神经网络<sup>[6]</sup>和支持向量机的方法<sup>[7]</sup>,但随着辐射单元数量的增加,诊断的规模将呈指数递增,求解的速度也会大打折扣。本文将针对一维线阵,建立一套中、近场的故障诊断模型,先用矩量法仿真实验数据,然后进行信号预处理和特征提取,在此基础上运用改进后的支持向量机技术,实现阵列的故障诊断和单元定位。

## 2 相控阵中近场诊断原理

### 2.1 故障模型

大型相控阵天线是由众多子阵组合而成,而子阵一般为线阵或者行列可控的阵列<sup>[4]</sup>。如图 1 所示,测试探头位于被测相控阵天线的正前方,探头处接收到的信号为空间叠加信号为:

$$y = \sum_{n=1}^N r_n \omega_n c_n \quad (1)$$

式中:  $N$  为阵元个数,  $\omega_n = I_n \exp(j\varphi_n)$  由移相器和衰减器共同控制, 表示第  $n$  个单元的复激励,  $c_n$  由探头和阵元的相互位置关系与天线方向图决定, 是整个系统的传输系数,  $r_n$  则反映了辐射单元的故障情况, 可取值为 0(故障)和 1(正常)。本问题的关键是得出  $r_n$  的取值。

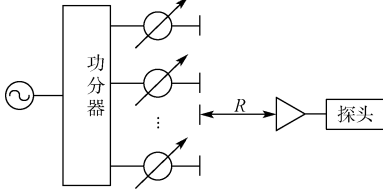


图 1 近场诊断示意

为获得足够的信息, 简化数据采集过程, 应采用一维扫描, 即各辐射单元的相位以最小移相值步进, 从而使主波束在空间中匀速扫描, 探头同步接收并存储测量结果。阵列单元的配相可以表示成:

$$\varphi_n = k \Delta \varphi_m (n - 1) \quad (2)$$

式中:  $k = 1, 2, \dots, K, n = 1, 2, \dots, N, k$  为测量次数,  $n$  为阵元编号。整个测量过程可以表示为

$$\mathbf{Y} = [\mathbf{WC}]\mathbf{R} \quad (3)$$

式中:  $\mathbf{Y} = [y(1), \dots, y(k), \dots, y(K)]^T$  中的  $y(k)$  是探头第  $k$  次的测量值, 复激励  $\mathbf{W}$  的每一行表示每一次的激励向量,  $C$  为定值, 是由传输系数  $c_n$  构成的向量,  $\mathbf{R}$  是由故障情况  $r_n$  构成的向量。当相控阵天线出现不同故障时, 空间叠加信号必然不同, 在此原理的基础上可以用探头所接收到的测量值来反推故障类别。多数情况下, 仅用测量值的幅值数据就可以完成诊断识别过程。

### 2.2 矩量法仿真

然而在实际应用中, 每个阵元的通断不可能无节制的随意更改。为了描述阵列全部故障情况, 同时考虑相邻阵元间的互耦作用, 选择用矩量法进行仿真实验。与有限元、有限差分等方法相比, 矩量法可以在较少的分段下取得较好的收敛性, 而且计算速度快, 是一种离散化的积分方程方法。矩量法是用有限数量的基函数替代连续分布问题, 再通过矩阵的逆运算得到近似解。本实验的仿真是先对被测天线以馈电电压为激励, 从而计算空间分布电场; 再对接收探头以入射波为激励, 采用 RWG(Rao-Wilton-Glisson) 矢量三角基函数计算阻抗矩阵, 以电场积分方程为原理, 计算接收天线的电流和馈电电压分布, 仿真实验流程图如图 2 所示。

### 3 故障信号的预处理

由于雷达工作在复杂的电磁环境中, 常常受到不同频段、不同方位的电磁干扰, 特别是中、远场测量的情况下<sup>[8]</sup>。

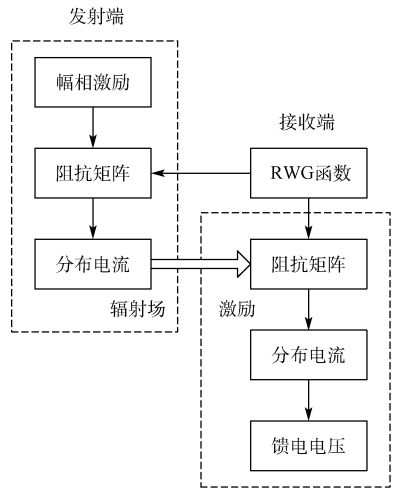


图 2 矩量法仿真流程

因此, 在信号采样过程中, 为了防止无关的噪声干扰, 导致测量不准确, 降低系统故障诊断的准确率, 造成误判或漏判。故在相控阵天线的故障诊断之前, 需要对数据进行一系列处理, 使处理后的数据更加简洁有效。

#### 3.1 信号去噪

不同故障模式下, 故障信号之间有一定的区别, 表现在 Lip 指数的不同和奇异点的位置不同, 故可采用小波模极大值的方法进行信号去噪。信号的奇异点可以认为是信号波形中的突变点, 函数在某一点的 Lip 指数表示该点的奇异性大小, 它是表征信号局部奇异点特征的一种量度, 具体定义如下<sup>[9]</sup>:

设有正整数  $n, n \leq \sigma \leq n+1$ , 如果存在正整数  $A > 0$  及  $n$  次多项式  $p_n(x)$ , 使得

$$|f(x) - p_n(x - x_0)| \leq A |x - x_0|^\alpha \quad (4)$$

对于  $x \in (x_0 - \delta, x_0 + \delta)$  成立, 则称  $f(x)$  在  $x_0$  点满足 Lip $\alpha$ 。

$\alpha$  可衡量信号的光滑度:  $\alpha$  的值越小, 该点的光滑度越低, 即奇异性越大;  $\alpha$  的值越大, 该点的光滑度越高, 即奇异性越小。若函数在某一点可导, 则  $\alpha \geq 1$ ; 若函数在某点不连续但存在极值, 则  $0 \leq \alpha \leq 1$ 。一般的信号都有  $\alpha \geq 0$ ; 脉冲信号的  $\alpha = -1$ ; 而白噪声信号的  $\alpha < 0$  ( $\alpha = -\frac{1}{2} - \epsilon, \epsilon > 0$ )。在尺度  $s$  下, 若  $\forall x \in \delta x_0$ , 则

$$|Wf(s, x)| \leq |Wf(s, x_0)| \quad (5)$$

式中:  $x_0$  为小波变换尺度  $s$  下的局部模极大值点。信号  $f(x)$  的 Lip 指数与小波变换模极大值的关系满足

$$\log_2 |W_j f(t)| \leq \log_2 k + j\alpha \quad (6)$$

由式(6)可知, 由于  $\alpha \geq 0$ , 一般信号的小波变换模极大值将随着尺度  $j$  的增大而增大; 而白噪声的  $\alpha < 0$ , 其模极大值将随着尺度  $j$  的增大而减小。因此可以观察不同尺度间模极大值的变化情况, 去除随尺度  $j$  增加而信号幅度减小的点, 即白噪声的极值点, 保留随尺度  $j$  增加而信号幅

度增大的点,即有用信号的极值点,然后再用交替投影法对保留下来的模极大值点进行重建,即可达到去噪的目的<sup>[11]</sup>。去噪后得到的无故障情况下各层模极大值如图3所示。

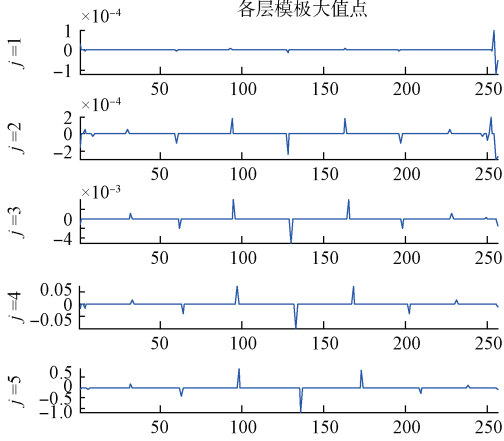


图3 去噪后得到的各层模极大值

### 3.2 特征提取

去噪后的故障信号是一种非周期、低频、时域有限信号,且故障信号的曲线形状、奇异点位置与正常信号有明显不同,在数值上表现为上升和下降的快慢、幅度的大小及瞬时频率发生突变,如图4所示,这都属于时域特性。

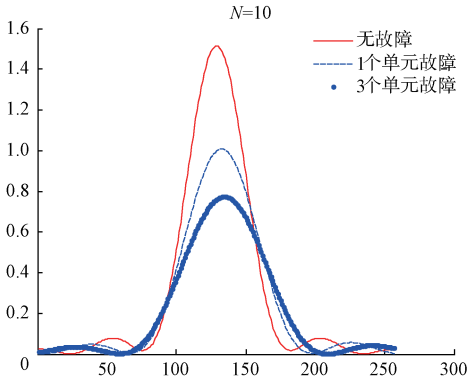


图4 不同故障模式下的对比图(时域)

前面已经证明,不同的故障类型产生不同的故障信号,它们的时域波形也必然不同,时域信息的差异中肯定包含了故障的可分离特性。为了消除无关数据对样本输入的影响,需要对原始数据进行维数约减,提取可表征数据的长度有限的特征量,本文选用时域统计特征和经小波变换得到的能量统计特征,作为信号的故障特征向量,用于下一步的分类。在进行相控阵天线故障的初步分类时,主要选取以下时域统计特征量:

峰值:  $Peak = \max(y)$

均值:  $Mean = \sum_{k=1}^L y(k)/L$

均方根:  $Rms = \sqrt{\frac{1}{L-1} \sum_{k=1}^L [y(k) - \bar{y}]^2}$

中心:  $C = \sum_{k=1}^L k \cdot y^2(k) / \sum_{k=1}^L y^2(k)$

带宽:  $B = \sum_{k=1}^L |k - C| \cdot y^2(k) / \sum_{k=1}^L y^2(k)$

峭度:  $Kur = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L [y(k) - \bar{y}]^4 / Rms^4 - 3$

偏斜度:  $Kkew = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L [y(k) - \bar{y}]^3 / Rms^3$

波形因子:  $Wf = Rms / Mean$

裕度系数:  $If = Peak / Rms$

其中  $L$  为信号的长度。

因为故障模式不同,各频带信号的能量自然不同,我们采用小波变换分解信号,得到不同的尺度能量系数,用它们的能量百分比组合,形成新的特征向量<sup>[10]</sup>。对去噪后的信号  $f(t)$  进行  $J$  层 Daubechies 小波分解:

$$f(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} ca_j(k) \phi_{j,k}(t) + \sum_{j=1}^J \sum_{k \in \mathbb{Z}} cd_j(k) \psi_{j,k}(t) \quad (7)$$

得到各层的小波分解系数  $ca_j$ 、 $cd_j$ , 其中  $j = 1, 2, 3, 4, 5$ 。取每层尺度系数的能量:

$$E_j = \sum_{g=1}^m |cd_j^g|^2 \quad (8)$$

计算相应的能量百分比  $e_j = E_j / \sum_{j=1}^J E_j$ , 并组成新的特征向量,即  $T = [e_1, e_2, \dots, e_J]$ 。

### 3.3 抗敏感性分析

为验证特征提取方法是否有效,可采用抗敏感性程度来表征特征的区分性。如图5所示的是部分特征值在不同故障类别中的数值大小情况。可以看出,在信噪比  $SNR=25$  时,峰值和裕度系数这两个特征值的区分性较好,说明提取的特征是有效的。但各特征值的意义不同,必然导致识别情况有所差异。为了达到更高的识别率,下面研究的是将时域统计特征和能量统计特征结合起来使用。

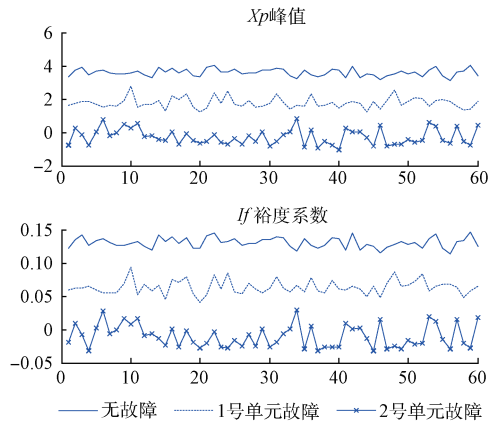


图5 同一特征值在不同故障下的抗敏感性

### 4 阵元故障诊断

对阵元数为  $N$  的线阵,其故障类型共有  $2^N - 1$  种(不考虑所有单元均发生故障的情形),由于问题规模随阵元个数的增大呈指数增长,而传统支持向量机对该类问题难以有效进行故障识别,为此,本文提出一种基于支持向量机的改进方法,建立故障树结构的层次诊断模型,如图 6 所示。在故障树的每一层建立相对应的 SVM 分类器,先将待测信号的时域统计特征和小波能量统计特征作为测试样本,从故障树的顶端进入,通过时域统计特征进行的初分类和小波能量统计特征的多次再分类,判定故障的具体类别。

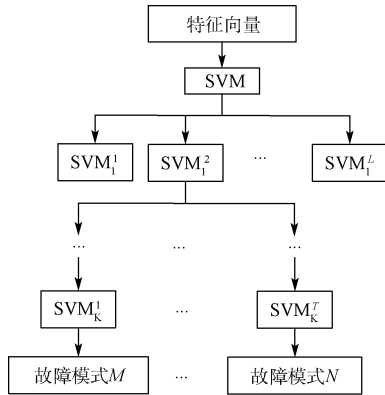


图 6 故障树诊断模型

寻找最优分类面是支持向量机解决分类问题的实质。对于线性不可分 SVM,低维空间的非线性问题通过非线性映射将转化为高维空间的线性问题,使支持向量机模型在任何条件下都具有通用性。本节以二分类支持向量机模型中的 C-SVC 为例,说明其分类模型的构造过程<sup>[12]</sup>:

1) 选择训练样本

若有训练集:

$$T = \{(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)\} \in (X, Y)^l \quad (9)$$

式中:  $x_i \in X = R^n, y_i \in Y = \{1, 0\} (i = 1, 2, \dots, l)$ ,

$x_i$  为特征向量,  $y_i$  为输出类别。

2) 构造并求解最优化问题

在选取适当核函数  $K(x, x')$  和参数  $C$  的基础上,使式(10)在满足式(11)前提下值最小:

$$\frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l y_i y_j a_i a_j K(x_i, x_j) - \sum_{j=1}^l a_j \quad (10)$$

$$s. t. \sum_{i=1}^l y_i a_i = 0, 0 \leq a_i \leq C, i = 1, 2, \dots, l \quad (11)$$

得到最优解:  $a^* = (a_1^*, \dots, a_l^*)^T$ 。

3) 计算阈值

选取  $a^*$  的一个正分量  $0 < a_i^* < C$ , 据此计算阈值:

$$b^* = y_i - \sum_{i=1}^l y_i a_i^* K(x_i - x_j) \quad (12)$$

4) 获取最优决策函数

$$f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^l a_i^* y_i K(x_i, x) + b^*) \quad (13)$$

式中:  $f(x) = \text{sgn}(x)$  表示符号函数,具体规定为:

$$f(x) = \text{sgn}(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x = 0 \\ -1, & x < 0 \end{cases} \quad (14)$$

SVM 本身是一个二分类问题,所以在处理多类分类问题时,它需要构造合适的分类器。本实验采用支持向量机技术中的一对多算法,将  $P$  类的分类问题转化为  $P$  个二分类问题,其中将第  $i$  个分类器属于第  $i$  类样本点视为正类,其余类的样本点视为负类。在实际测试时,只需将待测样本代入每类样本所对应的分类器,即可得出诊断结果。在一对多算法中,输出量“1”表示该测试样本属于此类别,输出量“0”表示该测试样本不属于此类别。

### 5 仿真实验

为了验证本文所提方法的有效性,先用 2.2 节所述方法仿真相控阵天线,假设阵元和探头均为偶极子天线,设定阵元数目  $N=10$ ,天线辐射频率  $f=1.5 \text{ GHz}$ ,半波阵子长度  $2h = \frac{\lambda}{2} = 0.1 \text{ m}$ ,阵元间距  $d = \Delta x = 0.51\lambda$ 。向采集到的纯净信号加入高斯噪声,产生 500 组加噪信号:

$$y_a(k) = y(k) + e(k) \quad (15)$$

选用 db4 小波先对  $y_a(k)$  进行 4 层小波模极大值法去噪,再按 3.2 节所述方法进行时域特征和小波特征提取。将去噪后的信号数据划分为训练样本和测试样本,两者数量比为 3 : 2,训练过程采用 SVM 算法,设计分类器,用 4 中所述方法将待测样本进行初步分类;再对每一子类中的故障进行再次分类,利用每一层叶节点处设计的分类器缩小故障类别的范围,如此重复,直到得到最终的故障模式。

设置 3 组非层次分类方法与本文所提方法进行仿真对比实验:1)只使用时域统计特征;2)只使用小波能量特征;3)使用本文所提取的特征。

表 1 给出了两个对比结果。1)本文研究的方法与单独使用时域统计和单独使用小波能量特征判据进行比较,可以看出在噪声波动时,类间平均距离会增大,表现为在 SNR 处于 1~15 时,随着信噪比的增大,本文提出的基于层次法故障诊断的识别率随之越来越高,证明了特征提取的有效性。2)比较同样选用本文所提取的特征值的情况下,层次法与非层次方法识别率随着 SNR 的不断增大,越来越高,尤其是  $\text{SNR} \geq 25$  的情况下,噪声带来的影响越来越小,识别率可稳定在 88% 以上,从而验证了层次法诊断故障的可行性及有效性。

表1 4种方法的识别率对比(不同SNR)

SNR	非层次 分类	非层次 分类	非层次 分类	层次 分类
	时域统计 特征/ (%)	小波能量 特征/ (%)	本文所提 取的特征/ (%)	本文所提 取的特征/ (%)
1	17.05	18.41	20.68	25.09
2	18.63	19.09	23.5	32.35
3	16.36	19.09	27.86	38.28
4	20.23	18.18	29.64	42.63
5	20.23	21.05	26.82	48.16
6	18.64	19.09	27.95	56.78
7	20.23	20.68	29.55	59.24
8	25.18	23.64	36.59	63.86
9	26.86	28.23	40.91	67.81
10	30.95	32.32	38.86	71.25
15	37.05	40.91	47.95	78.64
20	40.45	48.18	55.23	84.47
25	48.64	54.41	59.09	88.31
30	61.36	66.95	75.18	93.35

## 6 结 论

本文首先用矩量法构建了仿真环境,得到大量的仿真实验数据,其次利用模板大值的方法对故障信号进行了降噪处理,并提取了信号的时域统计特征和小波能量统计特征,最后采用故障树的方法进行了层次诊断,用不同故障模式下的时域统计特征对数据进行初步划分,在叶节点处再结合小波能量统计特征进行再分类,从而实现具体故障模式的判别。仿真实验结果表明,针对一维线阵,层次法可有效的进行故障诊断和识别,且分类准确率优于非层次诊断方法。在实际应用中,为了得到整个阵面的故障识别情况,需将相控阵平面阵列划分为多个线阵,再利用本文的方法进行故障诊断和定位。

## 参考文献

- [1] 尚军平. 相控阵天线快速测量与校准技术研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2010.
- [2] SHANG J, LI X, SUN L, et al. A novel fast measurement method and diagnostic of phased array antennas[C]. International Symposium on Antennas,

2012; 219-222.

- [3] RODRIGUEZ-GONZALEZ J A, ARES-PENA F, FERNANDEZ-DELGADO M, et al. Rapid method for finding faulty elements in antenna arrays using far field pattern samples [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2009, 57(6): 1679-1683.
- [4] 韦哲, 刘昌锦, 戴宪策. 统计模式识别在相控阵天线故障诊断中的应用研究[J]. 信号处理, 2014(8): 987-992.
- [5] MALLAHZADEH A, TAHERZADEH M. Investigation of a proposed ann-based array antenna diagnosis technique on a planar microstrip arr [J]. Applied Computational Electromagnetics Society Journal, 2011, 26(8): 667.
- [6] YEO B K, LU Y. Expeditious diagnosis of linear array failure using support vector machine with low-degree polynomial kernel [J]. IET Microwaves Antennas & Propagation, 2012, 6(13): 1473-1480.
- [7] 周绍磊, 廖剑, 史贤俊. RBF-SVM的核参数选择方法及其在故障诊断中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2014(3): 240-246.
- [8] 涂望明, 宋执环, 陈运涛, 等. 基于小波变换和 LS-SVM的雷达故障诊断[J]. 控制工程, 2013(2): 309-312.
- [9] 石明江, 罗仁泽, 付元华. 小波和能量特征提取的旋转机械故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2015(8): 1114-1120.
- [10] 王攀, 沈继忠, 施锦河. 基于小波变换和时域能量熵的P300特征提取算法[J]. 仪器仪表学报, 2011(6): 1284-1289.
- [11] 杜云朋, 王建斌, 靳小强. 超声导波管道检测的小波模板大值去噪法[J]. 电子测量与仪器学报, 2013(7): 683-687.
- [12] 李猛, 王友仁. 电力电子电路软故障诊断方法对比分析[J]. 电子测量技术, 2015(7): 110-114.

## 作者简介

汪江秀, 1990年出生, 硕士研究生, 主要研究方向为相控阵天线测试与故障诊断技术。

E-mail: wjiangxiu@126.com

王友仁, 1963年出生, 博士研究生, 教授, 主要研究方向为机载设备测试诊断与健康健康管理。