2.1.1故障诊断模型

由于前文说明的局限性，在模型驱动的故障诊断模型中，本部分仅针对未知输入观测器和粒子滤波两类模型，总结各自的适用范围、需求数据特点、原理、模型特点、功能边界以及输入输出，如表2-2所示。

表2-2 模型驱动的故障诊断模型

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 模型类型 | 适用范围 | 需求数据特点 | 原理 | 模型特点 | 功能边界 | 输入输出 |
| 未知输入观测器 | ①含未知干扰  ②非线性系统 | 含干扰、建模误差等不确定因素 | 利用设备可监测的输入输出信号，设计状态观测器，通过产生对故障有指示作用的残差信号，实现故障诊断 | ①实现方式简单灵活  ②响应速度快 | 无法处理线性系统 | 输入：观测器状态向量以及设备系统的输入和输出向量  输出：残差信号，通过与阈值比较进行诊断 |
| 粒子滤波 | ①非线性系统 | 大样本 | 在状态空间抽取一组带权值的粒子集，使用这组粒子集来近似逼近状态的后验概率分布函数 | ①对系统的过程噪声和测量噪声没有任何限制  ②采用蒙特卡洛思想 | 无法处理线性系统 | 输入：系统状态向量的经验分布（处于各个状态的先验概率）  输出：状态估计值，进而判断是否故障状态 |

具体地，针对未知输入观测器和粒子滤波两类模型，详细的模型介绍和构建流程规范如下：

（1）未知输入观测器

①模型简介：通过将设备模型中的干扰、建模误差等不确定因素作为未知输入进行处理，利用干扰解耦方法设计观测器，生成对于未知输入等不确定项不敏感却对故障量非常敏感的残差信号，实现故障诊断。

②模型构建：如图2-3，首先确定未知输入观测器状态方程，然后计算观测器参数，得到状态估计值以及残差信号，从而判断设备是否故障。



图2-3 未知输入观测器构建过程

a.确定观测器状态方程：利用设备系统的输入和输出向量作为驱动，通过设计系数矩阵，使得未知输入观测器给出状态向量的一个线性组合的估计。

b.计算观测器参数：基于线性矩阵不等式等计算观测器参数矩阵；

c.状态估计：通过状态方程产生状态估计值；

d.残差评估：选择合适的阈值，当残差信号超过此阈值时则诊断系统出现故障，否则认为系统处于正常运行状态。

（2）粒子滤波

①模型简介：粒子滤波是一种优化算法，通过寻找一组在状态空间中传播的随机样本来近似地表示概率密度函数，用样本均值代替积分运算，进而获得系统状态的最小方差估计。

②模型构建：如图2-4，首先初始化粒子，然后重复进行粒子权值更新、重采样以及状态估计三个步骤。

a.粒子初始化：从先验分布中抽取*N*个粒子，各粒子权值初始化为1/*N*；

b.更新粒子权值：基于重要性分布函数抽取*N*个粒子，计算权值并归一化；

c.重采样：根据有效粒子数判断是否重采样而得到新的粒子集；

d.状态估计：利用当前粒子集权重加权求和得到状态估计值；

e.迭代更新：判断是否结束，是则退出，得到状态估计值；否则转到步骤b。



图2-4 粒子滤波构建过程

以下以使用多信号流图模型对雷达接收机进行故障诊断为例展示多信号流图模型的建模过程。

多信号流图模型由系统故障源与故障源相关的信号集合、n维可用的测试集合、P维的测试点集，每个测试点对应一组测试集 ； 每个故障源对应一组信号集；每个测试检测一组信号。

利用“多信号流图”模型建模方法对某型雷达接收机系统建立故障诊断模型，组成框图如下图X所示，其主要的功能是对微弱的回波信号进行幅度和频率变换。根据分析，容易发生故障的是PIN开关、放大器、近程增益控制(STC)、滤波器、混频器、本振、相干振荡器、相位检波器等模块，而隔离器和耦合器模块出现故障的概率机率很小。因此选择PIN开关等14个容易发生故障的系统模块为待监测的故障源，选择如图所示~等11个节点为测试点。

图示, 示意图

描述已自动生成

图x 雷达接收机组成框图

建立多信号流图模型在之间的关系如下图X所示。定义完全故障(故障)为监测对象完全失去功能，不能完成即定工作；功能性故障(F故障)为监测对象功能指标偏离设计范围，不能正常工作。

表格

描述已自动生成

图x 雷达接收机多信号流图模型组成元素关系

对各个故障源进行分析，得出哪些故障源可能会发生G故障，哪些故障源可能会既发生G故障又发生F故障，建立如下图X所示的故障依赖矩阵（D矩阵）。故障依赖矩阵 反映了测试*的诊断能力。*如果发生故障，能被检测到，则=1；反之，=0表示故障源不能被检测到。

表格

描述已自动生成

图x 雷达接收机故障依赖矩阵

以上就构建出了用于雷达接收机故障诊断的多信号流图模型，由贝叶斯理论，可根据故障依赖矩阵和故障源先验故障概率向量解出后验故障概率最大的故障集X，此故障集X即为故障部件。

2.1.2故障预测模型

在模型驱动的故障预测模型中，本部分仅针对卡尔曼滤波和粒子滤波两类模型，总结各自的适用范围、需求数据特点、原理、模型特点、功能边界以及输入输出，如表2-3所示。

具体地，针对卡尔曼滤波和粒子滤波两类模型，详细的模型介绍和构建流程规范如下：

（1）卡尔曼滤波

①模型简介：卡尔曼滤波通过采用递推线性最小方差估计方法，利用设备可观测的输出估计误差去修复不可观测的状态估计误差，从而消除数据流中的噪声干扰，提高状态量的估计精度。

②模型构建：如图2-5，根据建立的设备状态方程和量测方程，基于故障特征参数的历史数据序列依次进行状态变量的估计与预测，然后计算剩余寿命。

a.建立状态方程和量测方程：以故障特征参数真实值作为状态变量，以采集到的故障特征参数值作为测量值，离散化设备的性能退化模型，得到系统的状态方程和测量方程；

b.获取故障特征参数的历史数据序列：由仿真或实验得到故障特征参数随时间的变化值；

c.估计当前时刻状态变量：根据已知的当前时刻的故障特征参数，运用卡尔曼滤波递推算法来估计当前时刻的状态变量；

d.预测状态变量：把从步骤c获取的状态变量初始值估计值代入到迭代方程中，从而计算出未来时刻的状态变量；

表2-3 模型驱动的故障预测模型

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 模型类型 | 适用范围 | 需求数据特点 | 原理 | 模型特点 | 功能边界 | 输入输出 |
| 卡尔曼滤波 | ①线性系统  ②噪声服从高斯分布 | 时序数据 | 过滤设备的噪声影响，利用过程噪声、测量噪声来推算设备的故障状态 | ①采用状态空间概念描述对象结构  ②通过递推计算，具有自适应特性 | 无法处理非线性系统 | 输入：故障特征参数时间序列  输出：设备剩余寿命 |
| 粒子滤波 | ①中长期预测  ②非线性系统 | 大样本 | 在状态空间抽取一组带权值的粒子集，使用这组粒子集来近似逼近状态的后验概率分布函数 | ①对系统的过程噪声和测量噪声没有任何限制  ②采用蒙特卡洛思想 | 无法处理线性系统 | 输入：退化特征时间序列观测值  输出：设备故障时间分布 |



图2-5 卡尔曼滤波构建过程

e.剩余寿命计算：当状态变量预测值快要达到失效阈值时，发出故障警报，根据设定的失效阈值预测当前时刻设备的剩余寿命。

（2）粒子滤波

①模型简介：粒子滤波是一种优化算法，通过寻找一组在状态空间中传播的随机样本来近似地表示概率密度函数，用样本均值代替积分运算，进而获得系统状态的最小方差估计。

②模型构建：如图2-6，根据已有的观测值，通过对既定的预测模型参数进行迭代估计，然后将各参数的估计值代入预测模型，外推预测时间序列的演化情况。



图2-6 粒子滤波构建过程

a.确定预测模型：根据对历史数据拟合误差的比较选择，或者可以直接利用已有的经验模型；

b.粒子样本初始化：由先验概率随机产生粒子群；

c.模型参数估计：利用状态转移方程估计下一时刻粒子状态，根据该时刻的新观测值，计算粒子样本与观测值的似然概率密度函数，并以此更新粒子权值且归一化，则可得当前时刻未知参数的最小均方估计；未达到观测阈值前，根据上一步中粒子权值大小进行重采样，得到新的粒子样本集，重复该估计步骤；

d.预测与结果统计：根据所有粒子在指定时刻的状态，统计得到该时刻的系统状态概率密度分布，根据所有粒子的失效时间，统计得到系统失效时间的概率密度分布。

下面以使用隐式半马尔可夫模型对雷达建立故障预测模型为例展示建模过程。

隐式半马尔可夫模型（Hidden Semi Markov Models，HSMM）是隐马尔科夫模型（Hidden Markov Models，HMM）的一种扩展模型，是考虑状态驻留概率分布为显式的一种HMM，在已定义的HMM的结构上加入时间组成部分，允许每个状态具有一个可变的时长（variable duration），因此克服了马尔科夫链假设导致的HMM建模的局限性，模式分类的能力和精度都得到了提高。

基于HSMM的故障预测模型的主要处理流程分为特征参数提取、模型训练、退化状态识别与状态预警、故障预测4步。

特征参数指的是从实时监测的状态数据和历史状态数据中获取到的能精确反映雷达各分系统工作状态的指标参数、输出性能参数等，包括标值数据、数值数据、二进制数据、波形数据、数据序列。其中标值数据一般可以直接使用，或经简单偏差修正和粗大误差剔除后使用。数值数据的处理方法一般为修正偏差，并根据数据之间的关联计算出所关心的数据。提取二进制数据时，需根据不同基数据文件的特点区分其格式类型，并使用相应的识别方法。数据序列的处理方式一般是通过提取数据序列当中的相关特征，对某项特征或特征之间的关联加以分析，可赋予特征不同的权重因子，并按照标值数据预处理方法进行处理。波形数据要去除随机噪后通过信息分割方式将其转化为标值数据或数值数据，再提取出特征参数。

在特征参数处理后对故障数据进行状态分类与初始值设置，然后对每个状态进行训练，得到对应的连续隐式半马尔可夫模型（Continuous Hidden Semi-Markov Model, CHSMM），即可构造CHSMMi的退化状态分类器。

雷达装备的退化状态是指从健康状态到故障状态的这一过程，由于雷达系统由各个分系统组成，因此整机退化状态由各分系统的退化状态组成。每种退化状态取多组观测序列，将特征向量输入到HSMM模型中，利用算法对进行训练，可获得个CHSMM构成的状态分类器，取评价概率最高的那个CHSMM所对应的状态作为相对应的退化状态。主要步骤如下：

第1步：雷达状态信息收集及特征数据预处理。雷达状态包括采集得到的实时状态及存储的历史状态，根据不同特征参数类型对应的提取方法将故障特征数据状态进行分类与初始值设置，生成多组观测序列的训练数据和测试数据；

第2步：建立训练样本。样本分为训练样本和测试样本。分别对训练样本和测试样本的个状态提取一组观测序列向量；

第3步：将每种状态的观测序列向量作为训练数据训练CHSMMi模型，从而获得个状态的分类器；

第4步：测试样本由多组观测序列组成，将测试样本输入到个分类器中，识别出退化状态，获得个输出概率值，比较选取输出概率值最大的退化状态作为测试数据识别出来的状态。

根据各分系统的退化状态可计算得到雷达整机的当前退化状态，从而实现雷达状态评级。

最后是雷达的故障预测，雷达故障预测方法是通过CHSMM模型对所有退化状态进行预测而实现的：

第1步：特征参数预处理。将故障特征数据进行状态分类与初始值设置，生成多组观测序列的训练数据和测试数据；

第2步：训练全寿命参数观测序列CHSMM,将训练样本输入个CHSMM进行训练，训练每种状态的最优的CHSMMd;

第3步：求出每个状态驻留时间的均值与方差，进而得到系统在每个状态的驻留时间。将测试样本输入训练好的模型，可进行状态识别与评估；

第4步：故障预测。首先根据各个退化状态之间的转移矩阵A和各个退化状态的驻留时间，得到退化状态N-1的剩余状态；接着可按照向前递推的方式求出每个退化状态的剩余状态。通过预测各个退化状态的剩余状态，可以实现对雷达故障的预测，为维修提供指导。

其故障预测方法的总体流程如下图X所示：

图示

描述已自动生成

图x 雷达故障预测方法流程