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。

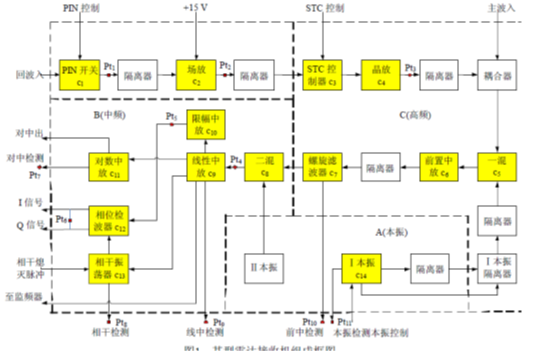


图2-4 粒子滤波构建过程

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C={c1,c2 ,…,cL}、与故障源相关的信号集合S={ s1,s2 ,…,Sk}、n维可用的测试集合T={ t1,t2,…,tn}、P维的测试点集TP={TP1,TP2 , …,TPp }，每个测试点TPi对应一组测试集SP(TPi) ； 每个故障源ci对应一组信号集SC(ci)；每个测试tj检测一组信号ST(tj)。

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Pt1~Pt11等11个节点为测试点。



图x 雷达接收机组成框图

建立多信号流图模型在C、S、T、SP(TPi)、SC(ci)、ST(tj)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。



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 ***D*** = [*d ij*]反映了测试t *j*∈*T的诊断能力。*如果*c i*发生故障，能被*tj*检测到，则d *ij*=1；反之，d *ij*=0表示故障源*c i*不能被*t j*检测到。



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。