

文章编号: 1000-8608(2019)02-0201-10

基于时效性分析的动态贝叶斯网络故障诊断方法

王承远*, 徐久军, 严志军

(大连海事大学 轮机工程学院, 辽宁 大连 116026)

摘要: 针对柴油机多源信息故障诊断中, 由传感器采集的不确定性信息造成的融合误差问题, 从多源传感器信息时效性角度, 提出一种基于信息时效性机会窗口的动态贝叶斯网络故障诊断方法。首先, 根据多源传感器不确定性信息的变化规律建立信息时效性机会窗口, 计算得到目标状态偏离信息; 其次, 利用目标状态偏离信息动态调节贝叶斯网络观测节点信息效用, 降低不确定性信息对融合误差的影响。R6105AZLD 柴油机台架试验表明, 引入该方法后故障诊断灵敏度增强, 故障后验概率的对比差距提高到 35%。

关键词: 动态贝叶斯网络; 柴油机; 机会窗口; 目标状态偏离信息

中图分类号: TP391

文献标识码: A

doi: 10.7511/dllgxb201902013

0 引言

信息的不确定性存在于多个学科领域, 它是信息内部的一种本质性数据表现形式。根据不确定性信息的产生来源, 可以将其划分为主观人为产生和客观被动产生两种类型, 其中主观人为产生的不确定性信息主要是为了保护数据信息的隐私性, 人为对数据进行模糊处理而产生^[1]; 客观被动产生的不确定性信息指受到客观存在的限制条件影响或者外界干扰, 被动产生的不确定性信息。当信息受到内部条件缺失和外部外延边界不清晰的影响时, 将会表现出随机、模糊、不完整等现象, 加之观测者自身对事物认知的局限性, 导致通过媒介获取的信息无法真实地反映源信息的本质面貌, 即缺失了信息本来的内容, 形成了客观被动的不确定性信息^[2-4]。

多源传感器信息属于客观被动类型信息, 在柴油机故障诊断中, 多源传感器信息可以用于对某一时刻故障目标状态进行观测或估计, 大部分的测量或估计信息随时间动态变换, 因此信息所反映的状态与实际状态总存在一定的差异, 产生了不确定性信息。目前解决的途径主要是通过建立相关数学模型对不确定性信息进行处理, 如文

献[5]针对电力故障系统中告警信号因时间偏差引起的不确定性信息, 利用模糊隶属度分析不确定性的决定因素, 过滤掉决定因素不完备的信息, 提高了变电站故障诊断的准确率。文献[6]针对生产调度中由制造时间因素引起的不确定性信息, 通过建立时间-因素标准差值函数, 获取生产调度中时间不确定性因素的量化信息, 减少了生产调度中的不确定性。

本文提出一种基于时效性分析的动态贝叶斯网络故障诊断方法。对不同传感器的采集时间、响应效率、运行工况等随时间发生变化的规律进行总结和归纳, 形成基于当前设备特征的时效性表达方法, 获取在非稳定状态下测量信息的偏离情况。根据偏离信息动态调节贝叶斯网络同级属性节点的先验概率, 提高动态贝叶斯网络中时间片的依赖关系^[7-8], 减少不确定性信息对动态贝叶斯网络的影响, 提高网络诊断准确率。

1 故障诊断中的不确定性信息影响

由传感器信息时效性引起的不确定性信息普遍存在于各应用领域, 是影响柴油机故障诊断和信息融合准确性的主要原因之一^[9]。不确定性信息和信息效用随着时间的变化而变化, 即时间是

收稿日期: 2018-08-18; 修回日期: 2019-01-21。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51509029); 辽宁省教育厅基金资助项目(L2015065); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(3132015032)。

作者简介: 王承远*(1983-), 男, 博士生, E-mail: wwccyylove@163.com。

数据信息可信度和不确定性的变量,而可信度和不确定性又是此消彼长的关系。在柴油机故障诊断过程中,约有 10% 的诊断失败是由运行状态变化或波动造成的不确定性信息引起的^[10]。在故障信息融合过程中,融合系统往往会因为使用了大量不确定性信息而做出错误的决策,而基于时效性的不确定性信息正是造成决策误差的罪魁祸首之一。

例 1 设柴油机燃油系统故障通过多源传感器信息融合后进行诊断。多源传感器信息包括:转速 Y'_1 (r/min)、齿杆位置 Y'_2 (mm)、排气温度 Y'_3 (°C)、冷却水出口温度 Y'_4 (°C)、进气压力 Y'_5 (MPa)、曲轴箱窜气量 Y'_6 (m³/h)。分别记录发生故障后某一时间段采集的 5 条故障数据,如表 1 所示。

表 1 多源传感器采集的信息

Tab. 1 Information collected by multi-source sensors

序号	Y'_1 / (r · min ⁻¹)	Y'_2 / mm	Y'_3 / °C	Y'_4 / °C	Y'_5 / MPa	Y'_6 / (m ³ · h ⁻¹)
1	1 207	6.2	412	62	0.028	0.96
2	1 356	7.3	487	62	0.017	1.21
3	1 785	12.2	521	65	0.039	0.97
4	1 802	12.1	535	65	0.056	2.68
5	1 845	11.9	628	69	0.063	2.52

根据柴油机故障诊断专家知识推理,燃油系统故障在高速重载时的典型运行状态参数为 $S=(1\ 800\ 11.5\ 600\ 70\ 0.05\ 2.0)$, 中速中载时典型参数为 $S=(1\ 200\ 6.5\ 450\ 65\ 0.03\ 1.0)$ 。通过分析表 1 中 5 条采集数据可知,当前柴油机处于中速中载到高速重载的转换过程。

问题 1 首条记录中,根据柴油机典型运行状态参数确定柴油机为中速中载状态。柴油机运行到第 2 条记录采集时刻时,由于数据整体状态和中速中载相似,系统判定当前状态仍然为中速中载,但转速 Y'_1 、齿杆位置 Y'_2 的数据偏高,诊断系统会认为在当前运行状态下,燃油系统出现轻微故障,即相对故障概率偏大。

问题 2 第 3 条记录中,根据柴油机运行状态参数确定柴油机为高速重载状态。此时转速 Y'_1 、齿杆位置 Y'_2 的数据达到高速重载参数水平,而温度参数 Y'_3 、 Y'_4 因为响应效率原因而相对滞后,导致诊断系统会认为在当前运行状态下,燃油系统出现轻微故障,即相对故障概率偏大。

因此在柴油机运行状态变化的过程中,总结归纳为以下两种情况:

(1) 高响应效率参数引起的时效性问题,如问题 1 中的齿杆位置 Y'_2 。此时原运行状态刚刚发生改变,高响应效率参数的变化时间超前运行状态变化时间,使多源故障信息向量处于非稳定状态,基于时效性的不确定性信息增多,信息融合误差高。

(2) 低响应效率参数引起的时效性问题,如问题 2 中具有延时性的冷却水出口温度 Y'_4 。此时柴油机即将进入新的运行状态,低响应效率参数滞后于新的运行状态,使多源传感器故障信息向量整体处于非稳定状态,基于时效性的不确定性信息增多,信息融合误差高。

综上所述,在柴油机运行状态发生变化时,多源传感器故障信息参数具有不同的响应效率,导致故障观测信息处于非稳定状态,产生了基于时效性的不确定性信息,严重影响了故障诊断的准确性。

针对以上问题和影响,考虑到柴油机前一时刻的故障状态对后一时刻的故障状态产生影响并不是绝对的,但在推理过程中却起到重要的参考作用,因此采用基于隐含变量离散动态网络推理的动态贝叶斯网络,将柴油机故障设置为隐含变量,多源传感器故障信息设置为观测变量,根据时间序列原理动态获取不同时刻故障间关联信息,提高故障诊断的准确率^[11]。作为观测变量的多源传感器故障信息,当柴油机运行状态变化时,通过引入基于时效性的机会窗口模型,计算运行状态偏离信息,降低诊断系统因时效性引起的不确定性。

2 基于时效性分析的机会窗口

设 T_1 为多源传感器故障信息首次采集的时刻,该传感器采集的信息可信度随着采样时间的增加而提高,不确定性逐渐减少。设在时刻 T_2 ,信息不确定性明显减少,信息价值上升到可为使用者所满意接受的水平,则认为信息不确定性消失,数据达到稳定, $[T_1, T_2]$ 构成了多源传感器信息逐渐稳定的时间区域。柴油机在运行状态变为 S_1 时开始进行多源信息融合诊断,设状态 S_1 的初始时刻为 T_3 ,运行状态 S_1 达到稳定之前存在一个时间上界 T_4 。根据诊断系统在运行状态变化时出现误报的故障数据统计, $[T_3, T_4]$ 构成了非稳定状态的时间区域^[12]。

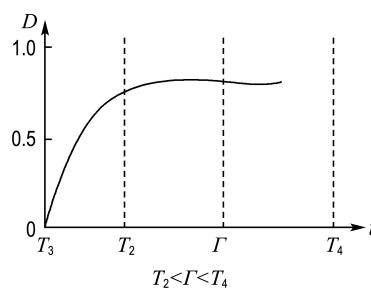
时效性分析可理解为在传感器信息响应特性和非稳定状态的时间区域下,传感器信息的效用值如何随时间发生变化的规律分析,变化的规律

用时间-信息价值曲线来表示。

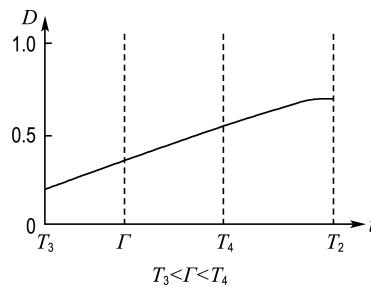
若当前设备运行状态处于非稳定状态且传感器采集时刻 Γ 处在 T_2 之后, 则该理想情况下的传感器信息效用值为 D_0 , 表示传感器信息值与实际值之间无差异, 不包括不确定性信息。多源传感器故障信息在时刻 T_2 的信息价值是最高的。假设传感器信息具有下面的两种时间变化特性 I 和 II, 针对运行状态变化有两种不同的响应效率:

I 类信息价值从信息采集时刻 T_1 开始经过一段时间后逐渐上升, 当到稳定时刻 T_2 , 信息价值最高。

① $T_4 > T_2 > T_3$, 柴油机系统处于非稳定状态, 多源信息融合在多源传感器信息稳定之后进行诊断, 传感器采集时刻为 Γ , 获得了可靠的信息价值, 机会窗口的时间区域为 $[T_2, T_4]$ 。信息的时效性分析如图 1(a)所示。



(a) 稳定状态下的机会窗口



(b) 含不确定性信息的机会窗口

图 1 时效性分析的机会窗口

Fig. 1 Opportunity window for timeliness analysis

图 1(a)中机会窗口提供了足够的融合时间, 传感器采集时刻 Γ 在稳定点 T_2 之后开始, 信息价值较高, 时效性分析输出的传感器信息效用值 D 为

$$D = \begin{cases} D_0; & T_2 \leq t < T_4 \\ D_0(1 - e^{-(t-T_1)/(T_2-T_1)}); & T_3 < t < T_2 \end{cases} \quad (1)$$

式中: 指数变量中的 $(T_2 - T_1)$ 表示传感器信息逐渐稳定所需的时间, 如冷却水温稳定所需的时间 $(T_2 - T_1)$ 较长, 响应效率低, 即具有一定延迟性;

t 表示传感器采集时刻 Γ (故障诊断中采集时刻和诊断时刻重合)。

② $T_3 < T_4 < T_2$, 多源传感器采集的故障数据信息还未稳定, 非稳定状态已经结束, 在时间上界 T_4 之后才到达时刻 T_2 , 因此故障信息中包含了一定量的不确定性信息, 信息价值低于①。

图 1(b)中, 传感器采集时刻 Γ 还未达到信息稳定时刻 T_2 , 信息中含有不确定性, 传感器信息效用值 D 为

$$D = \begin{cases} 0; & t < T_3 \\ D_0(1 - e^{-(t-T_1)/(T_2-T_1)}); & T_3 \leq t < T_2 \end{cases} \quad (2)$$

根据图 1 的机会窗口分析, 对比例 1 中故障数据信息, 如水温、排气温度皆属于时间变化特性 I, 而转速、齿杆位置变化速度显著, 响应效率高, 属于 II 类信息价值。

II 类信息价值从传感器采集时刻 T_1 开始后迅速升高, 并在很短的时间内达到较高值, 当到稳定时刻 T_2 后, 信息价值始终缓慢增加。

由于传感器采集信息迅速达到稳定时刻 T_2 , 柴油机非稳定状态对故障诊断影响较小, 融合质量稳定。传感器信息效用值 D 为

$$D = \begin{cases} 0; & t < T_3 \\ D_0 a_s; & T_3 \leq t < T_2 \\ D_0(1 - e^{-(t-T_1)/(T_2-T_1)}); & t \geq T_2 \end{cases} \quad (3)$$

其中 a_s 为时刻 T_1 到 T_2 内的有效信息常数。

在多源信息融合中, 考虑到由时效性引起的传感器不确定性信息问题时, I、II 两种情况为主要参考指标。

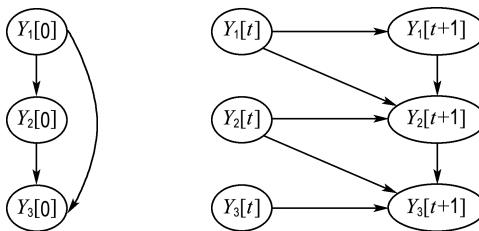
3 动态贝叶斯网络

3.1 引入机会窗口的动态贝叶斯网络

动态贝叶斯网络 (dynamic Bayesian network, DBN) 是以概率论为原理, 将静态贝叶斯网络结构与时间序列原理有效结合, 形成能够处理时效性信息的随机诊断模型。它在处理时序数据、表达多层知识方面有着深厚的理论支持和较强的优势^[13-15]。本文将机会窗口的信息价值引入动态贝叶斯网络的时间片中, 将多源传感器故障信息中基于时效性的不确定性信息以目标状态偏离信息的方式表现, 通过节点调节减少网络观测变量中的不确定性信息。

一个动态贝叶斯网络是一个根据毗邻时间间隔把不同变量联系起来的贝叶斯网络, 可以定义为 (B_0, B_\rightarrow) , 即包含两个以上时间片的贝叶斯网

络^[16-18]. 其中 B_0 表示先验分布网络, 即初始网络, B_{\sim} 表示有两个以上时间片的有向无环结构 DAG 转移网络, 具体的动态贝叶斯网络示意图如图 2 所示.



(a) 先验分布网络 B_0 (b) 转移网络 B_{\sim}

图 2 动态贝叶斯网络示意图

Fig. 2 Dynamic Bayesian network diagram

图 2 中 $Y_i[0]$ 、 $Y_i[t]$ 、 $Y_i[t+1]$ 分别表示第 i 个变量在初始时刻 0、 t 、 $t+1$ 时刻的观测变量取值, 其中 $i=1, 2, 3$. 将机会窗口的信息效用与贝叶斯网络节点的预测变量相结合, 代入图 2 中得到图 3.

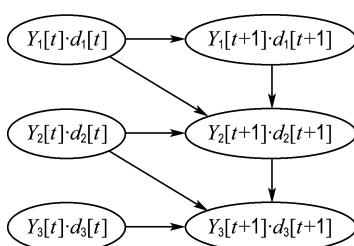


图 3 信息机会窗口过滤的动态贝叶斯网络

Fig. 3 Dynamic Bayesian network filtered by information opportunity window

如图 3 所示, $\mathbf{D} = (d_1[t] \quad d_2[t] \quad \dots \quad d_n[t])$ 为基于机会窗口的传感器信息效用, 即动态贝叶斯网络中的目标状态偏离信息. 将节点中多源传感器故障信息与基于时效性分析的目标状态偏离信息相结合, 减少融合网络的不确定性.

从贝叶斯网络整体结构分析, 无论是静态贝

叶斯网络还是动态贝叶斯网络, 推理的依据均是贝叶斯公式:

$$P(x|y) = \frac{p(y|x)}{p(y)} = \frac{p(y|x)}{\sum_x p(y|x)} \quad (4)$$

其中 x 为 DAG 有向无环结构中的目标节点, y 为多源传感器故障信息节点.

将式(4)扩展到动态贝叶斯网络中, 使静态贝叶斯网络在时序空间中延伸. 动态贝叶斯网络的本质与静态贝叶斯网络一致, 应用静态贝叶斯网络的条件独立性, 设网络具有 n 个目标节点, m 个多源传感器故障信息节点, 即观测节点, 形成离散静态贝叶斯网络, 其诊断的基本计算公式为

$$P(x_1, x_2, \dots, x_n | y_1, y_2, \dots, y_m) = \frac{\prod_j p(y_j | p_a(Y_j)) \prod_i p(x_i | p_a(X_i))}{\sum_{x_1, x_2, \dots, x_n} \prod_j p(y_j | p_a(Y_j)) \prod_i p(x_i | p_a(X_i))} \quad (5)$$

式中: $i=1, 2, \dots, n$; $j=1, 2, \dots, m$; x_i 为目标节点 X_i 取值; y_j 为观测节点 Y_j 取值; $p(x_i | p_a(X_i))$ 为目标节点 X_i 在其父节点 $p_a(X_i)$ 下的条件概率; $p(y_j | p_a(Y_j))$ 为观测节点 Y_j 在其父节点 $p_a(Y_j)$ 下的条件概率. 分母中的 $\sum_{x_1, x_2, \dots, x_n}$ 表示隐藏节点的所有组合状态. 式(5)中的分母为观测变量组合状态和目标变量组合状态的联合分布总和^[19].

将动态贝叶斯网络看作网络节点、故障层次较多且时效性影响较大的静态贝叶斯网络. 在各个时间片下的静态贝叶斯网络中, 观测节点不仅包括设备故障数据信息, 还包括信息在 T_i 时刻所具有的目标状态偏离信息. 将前一个时间片的故障诊断结果作为下一个时间片中 n 个目标节点发生的制约条件, 其网络诊断过程见式(6); 考虑到贝叶斯网络条件独立性假设及传感器观测信息的时效性影响, 式(6)变为式(7).

$$P(x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n}, \dots, x_{T1}, x_{T2}, \dots, x_{Tn} | y_{11}, y_{12}, \dots, y_{1m}, \dots, y_{T1}, y_{T2}, \dots, y_{Tm}) = \frac{p(x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n}, \dots, x_{T1}, x_{T2}, \dots, x_{Tn}, y_{11}, y_{12}, \dots, y_{1m}, \dots, y_{T1}, y_{T2}, \dots, y_{Tm})}{\sum_{x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n}, \dots, x_{T1}, x_{T2}, \dots, x_{Tn}} p(x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n}, \dots, x_{T1}, x_{T2}, \dots, x_{Tn}, y_{11}, y_{12}, \dots, y_{1m}, \dots, y_{T1}, y_{T2}, \dots, y_{Tm})} \quad (6)$$

$$P(x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n}, \dots, x_{T1}, x_{T2}, \dots, x_{Tn} | y_{11}, y_{12}, \dots, y_{1m}, \dots, y_{T1}, y_{T2}, \dots, y_{Tm}) = \frac{\prod_{i,j} p(y_{ij} | p_a(Y_{ij})) \prod_{i,k} p(x_{ik} | p_a(X_{ik})) \prod_{i,j} p(D_{ij} = d_{ij})}{\sum_{x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n}, \dots, x_{T1}, x_{T2}, \dots, x_{Tn}} \prod_{i,j} p(y_{ij} | p_a(Y_{ij})) \prod_{i,k} p(x_{ik} | p_a(X_{ik})) \prod_{i,j} p(D_{ij} = d_{ij})}; \\ i=1, 2, \dots, T; j=1, 2, \dots, m; k=1, 2, \dots, n \quad (7)$$

式中: x_{ik} 为节点 X_{ik} 的一个状态取值,第1个下标表示第*i*个时间片,第2个下标表示该时间片内第*k*个目标节点; y_{ij} 为观测变量 Y_{ij} 的取值; $p_a(Y_{ij})$ 为观测变量 Y_{ij} 的父节点; $p(D_{ij} = d_{ij})$ 为观测节点在所属时间片下所包含的目标状态偏离信息; $p(x_{ik} | p_a(X_{ik}))$ 为节点 X_{ik} 在父节点 $p_a(X_{ik})$ 下的条件概率; $p(y_{ij} | p_a(Y_{ij}))$ 为节点 Y_{ij} 在父节点 $p_a(Y_{ij})$ 下的条件概率.

3.2 本文诊断网络的融合步骤

基于时效性分析的动态贝叶斯网络故障诊断方法具体步骤如下:

步骤1 输入多源传感器故障观测数据、专家知识.

步骤2 获取观测数据采集时间,结合专家知识建立机会窗口模型,绘制时效性分析曲线.

步骤3 结合时效性分析曲线,根据式(1)~(3)计算当前时间片下观测数据的传感器信息效用值**D**.

步骤4 将传感器信息效用值作为网络节点的目标状态偏离信息,结合目标节点信息、状态转移信息和观测信息代入式(7),得到不同时间片的故障诊断结果.

步骤5 结合式(7),依次将前一时刻故障诊断结果作为条件概率,代入动态贝叶斯网络的时间序列关系中,计算各个时间片下的故障发生概率.

步骤6 输出各个时间片下的故障诊断结果.

4 应用试验及结果分析

4.1 柴油机诊断网络模型及参数设定

为了验证本文方法,以R6105AZLD柴油机台架作为设备测试平台进行仿真和测试.R6105AZLD柴油机为直喷式结构,在台架实际工况下,功率范围为13.5~135 kW,转速为800~2 200 r/min,组成部分包括燃油系统、进排气系统、润滑系统、冷却系统、固定件系统和运动件系统.试验通过减小柴油机第2、3缸供油量来模拟供油系统异常引起的燃油系统故障.

传感器信息构成观测向量节点,主要包括噪声 Y_1 、各缸排气温度 Y_2 、总排气温度 Y_3 、冷却水出口温度 Y_4 、进气压力 Y_5 、滑油污染度 Y_6 、曲柄箱废气压力 Y_7 、齿杆位置 Y_8 、转速 Y_9 、各缸做功不均匀度 Y_{10} 、总进气温度 Y_{11} 、冷却水进口温度 Y_{12} ,具体情况如表2所示.

表2 传感器类型及信号来源

Tab. 2 Sensor types and signal sources

序号	测量名称	范围	传感器
1	噪声	30~150 dB	噪音传感器
2	各缸排气温度	0~700 °C	热电偶
3	总排气温度	0~700 °C	热电偶
4	冷却水出口温度	0~100 °C	热电偶
5	进气压力	0~1 MPa	压力传感器
6	滑油污染度	0~140	电磁式传感器
7	曲柄箱废气压力	0~200 m³/h	流量传感器
8	齿杆位置	0~10 mm	位移传感器
9	转速	0~3 000 r/min	电磁式传感器
10	各缸做功不均匀度	0~1%	压力传感器
11	总进气温度	0~600 °C	热电偶
12	冷却水进口温度	0~100 °C	热电偶

图4为柴油机运行工况从中速中载到高速重载过程中,单个时间片下的静态贝叶斯网络结构.其中目标节点的隐藏类型分为6个状态:燃油系统故障、进排气系统故障、润滑系统故障、冷却系统故障、固定件系统故障和运动件系统故障.

通过专家知识和故障统计建立基于时效性分析的动态贝叶斯网络.目标类型**X**的先验概率为**P(X) = (0.21 0.19 0.14 0.14 0.09 0.23)**.柴油机运行状态变化过程中,观测变量处于非稳定状态过程,根据机会窗口模型的时效性分析原理,为减少多源传感器采集中的不确定性信息,低响应效率参数应该按时间变化特性I类型分析;高响应效率参数选择特性II类型,主要传感器参数的时效性曲线如图5所示.结合式(1)得到时效性分析函数:

$$D = \begin{cases} D_0; & T_2 \leq t < T_4 \\ \beta n + D_0(1 - e^{-(t-T_1)/(T_2-T_1)}); & T_3 < t < T_2 \end{cases} \quad (8)$$

式中设信息最优质量 D_0 在目标状态无偏离时为1; β 为参数响应补偿因子,由专家知识获取; $n \in \{1, 2, 3\}$ 为采集次数; T_1 和 T_2 由专家知识获取.诊断时刻 t 的初始时刻设为信息首次采集时刻 T_1 ,在运行状态变化初始时刻进行信息采集,即 $T_1 \approx T_3$.根据柴油机实际运行状态变化时间,故障诊断时刻 t 定为运行状态变化后20 s时刻,并每隔10 s获取一次传感器观测信息,共获取3次,即时间片个数为3,状态转移为(B^0, B^1, B^2).以冷却水出口温度 Y_4 为例,通过专家知识得到 Y_4 在高速重载过程中的 T_2 为52 s, β 为0.128, T_1 分别取20、30和40 s,代入式(8)后得

到基于(B^0, B^1, B^2)的传感器信息效用值 $\mathbf{D} = (0.45 \quad 0.69 \quad 0.92)$, 并根据式(8)依次计算其他传感器信息效用值。通过图 5 的时效性曲线对 \mathbf{D}

微调, 得到观测信息的目标状态偏离信息如表 3 所示。同时根据专家知识获取目标类型状态转移概率如表 4 所示。

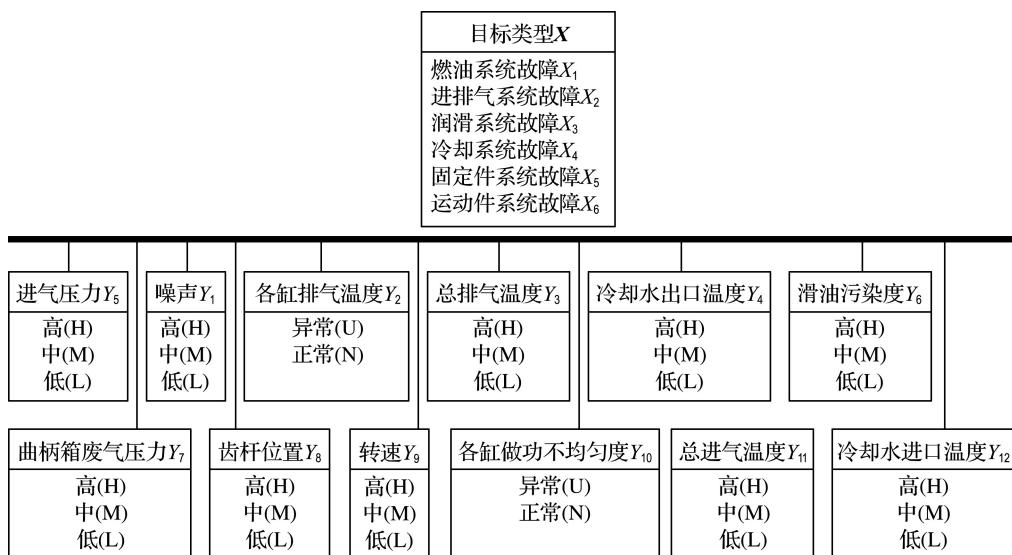


图 4 单个时间片下的静态贝叶斯网络

Fig. 4 Static Bayesian networks based on single time slice

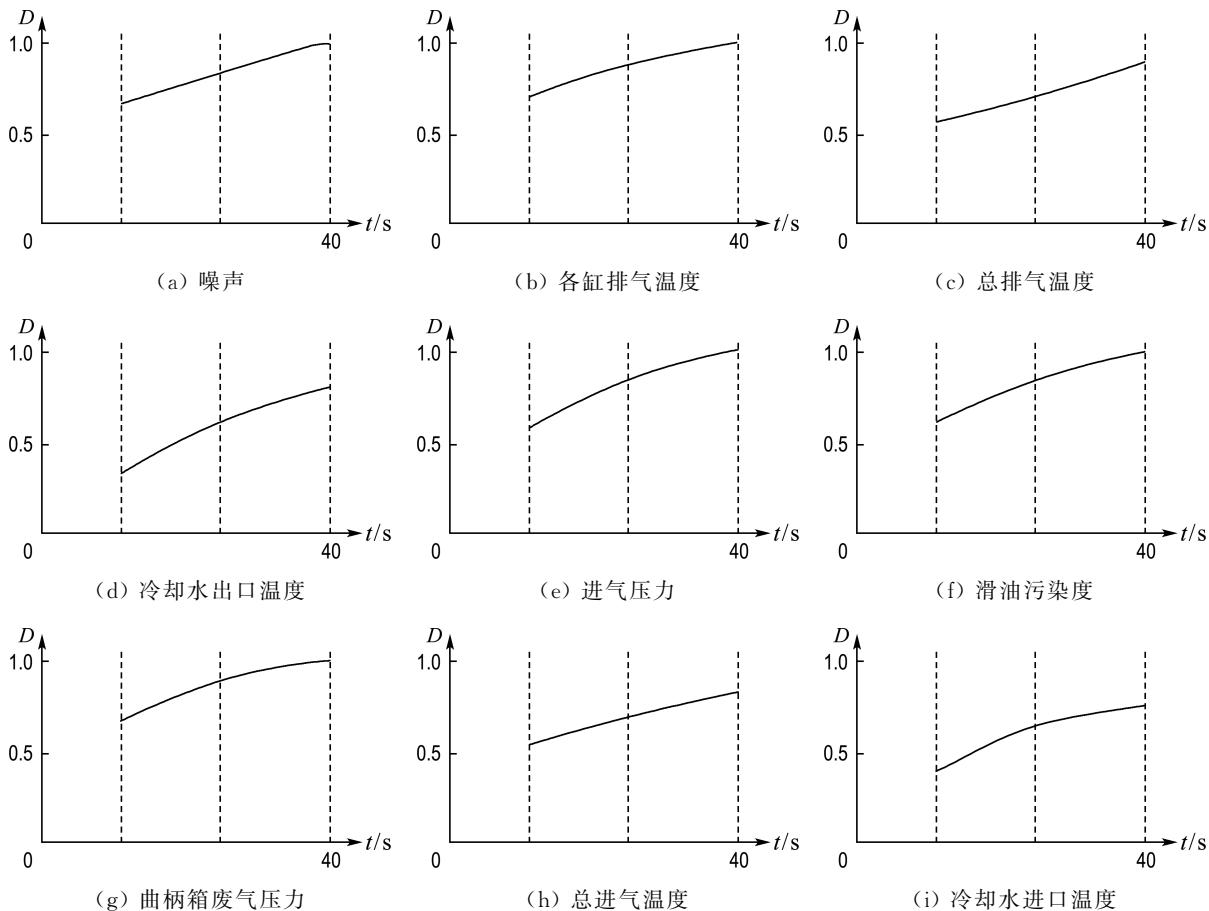


图 5 主要传感器参数的时效性曲线

Fig. 5 Timeliness curve of main sensor parameters

目标节点与观测节点之间的条件概率关系根据图4确定, $P(Y|X_i)$ 表示在当前观测信息下

(高、中、低、异常和正常), 目标节点各类型故障发生概率(见表5).

表3 观测信息目标状态偏离

Tab. 3 Observational information deviation of target state

时间片	<i>d</i>											
	Y_1	Y_2	Y_3	Y_4	Y_5	Y_6	Y_7	Y_8	Y_9	Y_{10}	Y_{11}	Y_{12}
B^0	0.65	0.68	0.53	0.47	0.61	0.64	0.72	1.00	1.00	0.94	0.56	0.48
$B^1 \rightarrow$	0.81	0.92	0.72	0.66	0.89	0.88	0.93	1.00	1.00	1.00	0.73	0.65
$B^2 \rightarrow$	1.00	1.00	0.93	0.89	1.00	0.98	1.00	1.00	1.00	1.00	0.91	0.71

表4 目标类型状态转移概率

Tab. 4 Probability of state transition of target type

时间片	P/%					
	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
B^0	—	—	—	—	—	—
$B^1 \rightarrow$	55.3	52.0	61.5	65.0	60.2	71.5
$B^2 \rightarrow$	85.1	91.5	90.0	82.5	85.0	90.0

表5 观测信息下的条件概率

Tab. 5 Conditional probability under observational information

X	$P(Y_1=H X_i)$	$P(Y_2=U X_i)$	$P(Y_3=L X_i)$	$P(Y_4=L X_i)$	$P(Y_5=H X_i)$	$P(Y_6=H X_i)$	%
X_1	83.7	73.5	47.4	58.1	26.8	36.1	
X_2	79.1	82.1	13.3	80.2	13.1	72.8	
X_3	22.6	75.8	49.7	35.9	90.6	6	
X_4	81.0	67.2	51.8	8.4	86.2	80.7	
X_5	38.3	42.8	48.2	37.3	81.3	53.6	
X_6	19.6	47.1	46.5	29.6	8.7	62.8	
X	$P(Y_7=H X_i)$	$P(Y_8=H X_i)$	$P(Y_9=L X_i)$	$P(Y_{10}=U X_i)$	$P(Y_{11}=L X_i)$	$P(Y_{12}=L X_i)$	
X_1	74.6	89.5	91.2	93.0	41.8	30.3	
X_2	66.2	46.1	48.5	68.5	7.7	42.8	
X_3	47.5	39.2	23.8	30.7	85.0	45.1	
X_4	21.6	20.3	19.5	28.3	56.9	17.3	
X_5	50.9	21.9	21.5	47.2	81.3	56.3	
X_6	53.8	24.8	52.3	51.1	74.9	58.5	

4.2 仿真实验结果及分析

根据图3中基于时效性分析的动态贝叶斯网络原理, 将表3中针对 B^0 、 $B^1 \rightarrow$ 和 $B^2 \rightarrow$ 的目标状态偏离信息分别与3组时间片下对应的多源传感器故障观测信息相乘, 通过调节网络节点减少不确定性信息的影响. 将调节后的观测信息、表4~5中数据代入式(7), 得到故障诊断结果如表6所示.

表6 基于机会窗口的动态贝叶斯网络诊断结果

Tab. 6 Dynamic Bayesian network diagnosis results based on opportunity window

时间片	P/%					
	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
B^0	22.0	12.1	9.3	26.8	14.5	15.3
$B^1 \rightarrow$	24.1	11.2	10.7	21.2	19.6	13.2
$B^2 \rightarrow$	41.2	8.5	6.1	12.4	22.3	9.5

初次故障诊断是在中速中载切换到高速重载后 20 s 时刻,由表 6 可知,由于水温等传感器信息处于非稳定状态,时间片 1 下的诊断结果具有较大的不确定性,如图 6 中时间片 1 节点分布在 9%~27%;动态贝叶斯网络在第 1 次状态转移 B^1 后,多源传感器信息时效性逐渐稳定,但仍包含一定不确定性信息,如图 6 中时间片 2 节点分布在 10%~25%.

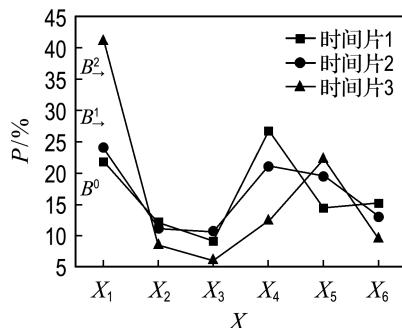


图 6 基于机会窗口的动态贝叶斯网络诊断结果变化趋势

Fig. 6 Trends of dynamic Bayesian network diagnosis results based on opportunity window

在第 2 次状态转移 B^2 后,观测信息趋于稳定,动态贝叶斯网络在前两个时间片的基础上,得到如图 6 中的时间片 3 节点分布范围。通过目标状态偏离信息调节贝叶斯网络节点,准确得到目标故障为燃油系统 X_1 ,后验发生概率对比差距在 35% 以上,与其他故障差距明显。

在同等工况下,利用未引入时效性分析的动态贝叶斯网络进行故障诊断,诊断结果如表 7 所示。

表 7 未考虑时效性的动态贝叶斯网络诊断结果

Tab. 7 Dynamic Bayesian network diagnosis results without considering timeliness

时间片	P/%					
	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
B^0	19.1	17.8	8.2	21.1	15.5	18.3
B^1	21.7	16.2	15.2	12.4	13.1	21.4
B^2	18.3	20.3	9.2	21.4	14.5	16.3

由表 7 可知,受到非稳定观测信息影响,未引入时效性分析的动态贝叶斯网络诊断结果可能性范围为(X_1, X_2, X_4),各个时间片下故障的后验

发生概率对比差距聚集在 5%~12%,如图 7 所示,各时间片下的节点分布过度重合。由于时间片之间的推理依赖关系受到不确定性信息影响,导致诊断结果出现误差。

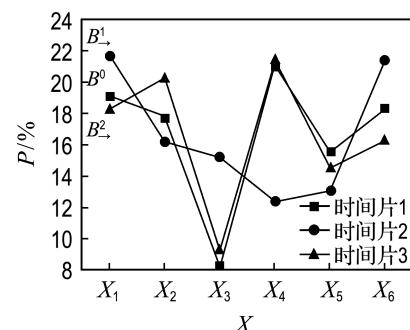


图 7 未考虑机会窗口的动态贝叶斯网络诊断结果变化趋势

Fig. 7 Trends of dynamic Bayesian network diagnosis results without considering opportunity window

将本文方法和未考虑时效性的动态贝叶斯方法进行比较,如图 8 所示。

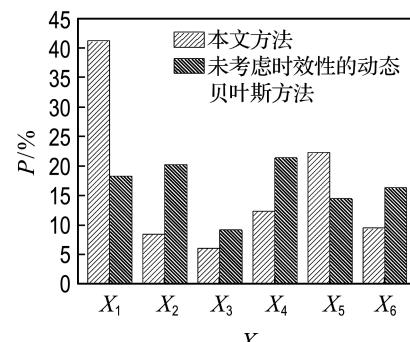


图 8 与未考虑时效性的动态贝叶斯方法对比分析

Fig. 8 Comparative analysis to dynamic Bayesian method without considering timeliness

由图 8 可知,未考虑时效性的动态贝叶斯方法受到传感器参数不确定性信息影响,在初始时间片 B^0 和时间片 B^1 时均产生诊断误差,导致时间片 B^2 下 X_2 和 X_4 的诊断结果概率均在 20% 以上。而本文方法能够降低动态贝叶斯网络节点中的不确定性信息影响,诊断结果 X_1 为 42%,诊断灵敏度高且准确。

5 结语

本文提出了一种基于时效性分析的动态贝叶

斯网络故障诊断方法。通过专家知识和传感器信息时效性统计，获取传感器信息随运行状态和时间的变化规律，建立了机会窗口模型，减少了动态贝叶斯网络观测节点中的不确定性信息，解决了由于柴油机运行状态变化引起的非稳定状态对诊断准确性影响的问题。

试验表明，本文方法减少了柴油机运行状态变化带来的不确定性信息，目标故障诊断概率提高到42%。利用动态贝叶斯网络时间序列关系，加强时间片之间的依赖关系，故障后验概率对比差距提高到35%，增强了故障诊断灵敏度。

参考文献：

- [1] 王国胤,张清华,马希骜,等. 知识不确定性问题的粒计算模型 [J]. 软件学报, 2011, 22(4):676-694.
WANG Guoyin, ZHANG Qinghua, MA Xi'ao, et al. Granular computing models for knowledge uncertainty [J]. *Journal of Software*, 2011, 22(4): 676-694. (in Chinese)
- [2] 侯智,陈倩,陈进. 制造过程中的不确定信息及其处理方法综述 [J]. 机床与液压, 2018, 46(5):121-126.
HOU Zhi, CHEN Qian, CHEN Jin. Review of uncertain information and its processing methods in manufacturing process [J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2018, 46(5):121-126. (in Chinese)
- [3] 闫英战,方晓,马健,等. 不确定知识的可拓表示和推理研究 [J]. 计算机与现代化, 2010(8):52-54.
YAN Yingzhan, FANG Xiao, MA Jian, et al. Research on extenics representation of uncertain knowledge and reasoning [J]. *Computer and Modernization*, 2010(8):52-54. (in Chinese)
- [4] 胡文彬,张宏,李千目. 不确定模式集成中领域知识应用模型的研究 [J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(32):10-12, 23.
HU Wenbin, ZHANG Hong, LI Qianmu. Study of domain knowledge application model in uncertain schema integration [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46 (32): 10-12, 23. (in Chinese)
- [5] 余维,郭金叶,李江林,等. 变电站故障诊断的时间不确定性问题研究 [J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(8):1-9.
SHE Wei, GUO Jinye, LI Jianglin, et al. Research on temporal uncertainty of substation fault diagnosis [J]. *Power System Protection and Control*, 2012, 40(8):1-9. (in Chinese)
- [6] 吴波,原进凯,石国新,等. 生产调度中时间不确定性及其控制策略 [J]. 湖北工业大学学报, 2007, 22(3):88-90.
WU Bo, YUAN Jinkai, SHI Guoxin, et al. Time uncertainty and its control strategy in production scheduling [J]. *Journal of Hubei University of Technology*, 2007, 22(3):88-90. (in Chinese)
- [7] 高晓光,陈海洋,史建国. 变结构动态贝叶斯网络的机制研究 [J]. 自动化学报, 2011, 37(12):1435-1444.
GAO Xiaoguang, CHEN Haiyang, SHI Jianguo. Study on the mechanism of structure-variable dynamic Bayesian networks [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2011, 37(12):1435-1444. (in Chinese)
- [8] 姚宏亮,张一鸣,李俊照,等. 动态贝叶斯网络的灵敏性分析研究 [J]. 计算机研究与发展, 2014, 51(3):536-547.
YAO Hongliang, ZHANG Yiming, LI Junzhao, et al. Research on sensitivity analysis for dynamic Bayesian networks [J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2014, 51(3):536-547. (in Chinese)
- [9] 林嘉宜,彭宏,谢嘉孟,等. 不确定时态信息表示及时态运算的扩展 [J]. 计算机科学, 2005, 32(8):161-163.
LIN Jiayi, PENG Hong, XIE Jiameng, et al. Uncertain temporal information representation and the extensions of temporal operation [J]. *Computer Science*, 2005, 32(8):161-163. (in Chinese)
- [10] 王小晟,吴顺祥. 对几种处理不确定性信息的理论的比较研究 [J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(12):51-55.
WANG Xiaosheng, WU Shunxiang. A comparative study of some theories dealing with uncertain information [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2005, 41(12):51-55. (in Chinese)
- [11] 杨国生,林英姿,巴塔查尔吉. 基于信息融合和动态贝叶斯网络的驾驶员疲劳识别模型 [J]. *Information Sciences*, 2010, 180(10, SI):1942-1954.
- [12] 卢代军,夏学知,张子鹤,等. 目标信息的时效性分析 [J]. 火力与指挥控制, 2007, 32(1):38-41.

- LU Daijun, XIA Xuezhi, ZHANG Zihe, *et al.* Timeliness analysis of target information [J]. **Fire Control & Command Control**, 2007, 32(1):38-41. (in Chinese)
- [13] 赵鲁炎, 马 峻. 利用动态贝叶斯网络实现人群聚集风险分析 [J]. 中国安全科学学报, 2017(7): 157-162.
- ZHAO Luyan, MA Jun. Risk analysis of stampede by dynamic Bayesian network [J]. **China Safety Science Journal**, 2017(7):157-162. (in Chinese)
- [14] JENSEN F V. **Introduction to Bayesian Networks** [M]. Heidelberg: Springer-Verlag Berlin, 1996.
- [15] HUANG Shuai, LI Jing, YE Jieping, *et al.* A sparse structure learning algorithm for Gaussian Bayesian network identification from high-dimensional data [J]. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, 2013, 35 (6): 1328-1342.
- [16] OATES C J, PAPAMARKOU T, GIROLAMI M. The controlled thermodynamic integral for Bayesian model evidence evaluation [J]. **Journal of the American Statistical Association**, 2016, 111(514): 634-645.
- [17] FRIEDMAN N, GEIGER D, GOLDSZMIDT M. Bayesian network classifiers [J]. **Machine Learning**, 1997, 29(2/3):131-163.
- [18] SUANDI S A, ENOKIDA S, EJIMA T. Face pose estimation from video sequence using dynamic Bayesian network [C] // **2008 IEEE Workshop on Motion and Video Computing, WMVC**. Washington D C: IEEE Computer Society, 2008;4544053.
- [19] 杜友田, 陈 峰, 徐文立. 基于多层动态贝叶斯网络的人的行为多尺度分析及识别方法 [J]. 自动化学报, 2009, 35(3):225-232.
- DU Youtian, CHEN Feng, XU Wenli. Approach to human activity multi-scale analysis and recognition based on multi-layer dynamic Bayesian network [J]. **Acta Automatica Sinica**, 2009, 35(3):225-232. (in Chinese)

Fault diagnosis method of dynamic Bayesian network based on timeliness analysis

WANG Chengyuan*, XU Jiujun, YAN Zhijun

(Marine Engineering College, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

Abstract: In order to solve the problem of fusion error caused by uncertain information collected by sensors in fault diagnosis of diesel engine with multi-source information, a fault diagnosis method of dynamic Bayesian network based on information timeliness opportunity window is presented from the point of multi-source sensor information timeliness. Firstly, the information timeliness opportunity window is established according to the change rule of uncertain information collected by multi-source sensor, and the deviation information of target state is calculated. Secondly, the information utility of Bayesian network observation nodes is dynamically adjusted by using deviation information of target state to reduce the influence of uncertain information on fusion error. The results of R6105AZLD diesel engine bench test show that the sensitivity of fault diagnosis is increased and the contrast difference of fault posterior probability is increased to 35% after the introduction of the method.

Key words: dynamic Bayesian network; diesel engine; opportunity window; deviation information of target state