基于 EMD 和有向因子图的航天器故障诊断

沈 毅，张筱磊，王振华

（哈尔滨工业大学 航天学院，150001 哈尔滨）

摘 要： 为了消除噪声对提取传感器信号中故障特征的影响，同时在系统模型不精确条件下，描述故障在系统部件间的传播方式. 本文提出了一种基于经验模态分解(EMD)和有向因子图(DFG)的故障诊断方法. 对传感器信号进行经验模态分解得到的内部模态函数(IMF)，提出采用能量做为其零点区间包含噪声成分的评价指标，基于信号内部模态函数的区块能量消除其噪声成分. 对无法精确建模的物理系统，提出使用有向因子图描述系统组成部件间的因果关系，应用概率推理实现故障诊断. 通过对航天器电源系统供电模块的实例分析，验证了方法的有效性.

关键词： 故障诊断；经验模态分解；有向因子图；特征提取；故障推理

中图分类号： TP273 **文献标志码：** A **文章编号：** 0367－6234(2013)01－0019－06

Spacecraft fault diagnosis based on empirical mode decomposition and directed factor graph

SHEN Yi, ZHANG Xiaolei, WANG Zhenhua

(School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, 150001 Harbin, China)

Abstract: To solve the problem of noise elimination in fault feature extraction of sensor signal and describing fault propagation under model uncertainty, this article presents a novel fault diagnosis approach based on empirical mode decomposition (EMD) and directed factor graph (DFG). The EMD method is used to decompose the sensor output signal into a number of intrinsic mode function (IMF) components, a block energy criterion based on the signal samples between two adjacent zero-crossings of IMF is proposed to distinguish the useful signal from noise. Directed factor graph is used to model the cause-effect relations between system components, and as the basis for fault diagnosis through probabilistic reasoning under the model uncertainty. A power supply module of a spacecraft power system is provided as case study to show the feasibility and validity of the proposed method.

Key words: fault diagnosis; empirical mode decomposition; directed factor graph; feature selection; fault inference

随着航天器系统复杂性与航天任务复杂性的增加，增强其安全性是航天器设计以及运行过程中所面临的主要问题之一. 为了解决此类问题，需要航天器能够具有故障诊断的能力，即诊断系统故障的能力. 故障诊断[1]通常包括故障的检测、故障分离与辨识，其目地是监控系统运行状况，在系统运行不正常时可以做出响应.

在对系统进行故障诊断时，针对所需要监控的系统，首先通过故障检测，确定表征系统故障的特征；然后基于故障特征，同时结合系统中故障原因和故障特征之间的关系，确定故障的类型或出现故障的部件[2]. 小波分析是对于非线性非平稳信号进行故障检测的有效方法[3-6]，但其在应用中需要事先确定基函数和分解尺度. 经验模态分解(Empirical mode decomposition，EMD)是一种自适应信号处理方法，可以根据信号的局部时变特征进行自适应时间－频率尺度的分解，消除了小

收稿日期： 2012－03－12.
基金项目： 国家自然科学基金资助项目（60874054）.
作者简介： 沈 毅(1965—)，男，教授，博士生导师.
通信作者： 沈 毅，shen@hit.edu.cn.

波变换此类时-频分析方法在分析非线性非平稳信号时需要人为指定参数的缺点[7-8].

为了解决系统模型中存在的各种不确定性,同时利用系统设计人员的经验知识以及积累的操作经验. 基于贝叶斯网络(Bayesian Network)的概率模型被应用于处理故障推理中的不确定性信息的处理[9-11],但贝叶斯网络在表示因果关系上的建模能力存在局限性[12]. 为了克服贝叶斯网络建模能力的不足,本文使用有向因子图(Directed factor graph, DFG)[12-13]来对系统各个部件的因果关系建立故障推理模型,进而结合有向因子图表示的系统各组成部件之间的因果关系以及结构信息,使用概率推理进行故障诊断.

1 传感器信号故障特征提取的EMD

航天器系统的输出信号通常可以由传感器直接获得,而处于正常状态和故障状态的传感器信号之间存在着差异,故障检测中所使用的特征则可由这种差异获得. 由于外界环境对系统的影响以及系统内部不同部件间的相互作用,传感器信号通常不是理想状态,而是混杂着噪声与干扰,从而造成无法区分正常运行和故障条件下传感器信号之间的差异,这就给给故障特征的提取带来了困难. 本节基于经验模态分解法,提出了一种消除传感器输出信号 $\boldsymbol{y}(t)$ 中干扰和噪声的方法. 设 $\boldsymbol{y}(t)$ 为

$$\boldsymbol{y}(t) = \hat{\boldsymbol{y}}(t) + \boldsymbol{n}(t).$$

式中:$\hat{y}(t)$ 表示传感器的理想输出,$n(t)$ 表示噪声、干扰等其他成分.

1.1 经验模态分解

经验模态分解法假定信号是由不同频率的内部模态函数叠加组成,每个内部模态函数的极值点个数和零点个数相同或至多相差1;同时,在内部模态函数的任意采样值点,由局部极大值点和极小值点确定的包络线的均值为零. 经验模态分解方法的步骤可以简要描述为:

1) 对于给定的 $x(t)$,确定其局部极值点;

2) 分别对极大值点和极小值点,使用拟合方法确定上包络线 $\boldsymbol{u}(t)$ 和下包络线 $\boldsymbol{l}(t)$,然后令其均值为 $\boldsymbol{m}(t) = [\boldsymbol{u}(t) + \boldsymbol{l}(t)]/2$;

3) 令 $\boldsymbol{f}(t)$ 与均值 $\boldsymbol{m}(t)$ 之差为 $\boldsymbol{h}(t)$,然后检验 $\boldsymbol{h}(t)$ 是否符合内部模态函数的定义,或停止条件是否满足,从而确定 $\boldsymbol{h}(t)$ 是否为内部模态函数;

4) 若 $\boldsymbol{h}(t)$ 不是内部模态函数,则令 $\boldsymbol{x}(t) = \boldsymbol{h}(t)$,返回步骤1);若 $\boldsymbol{h}(t)$ 是内部模态函数,则令其为一个内部模态函数分量,即 $\boldsymbol{I}(t) = \boldsymbol{h}(t)$;

5) 计算 $\boldsymbol{x}(t)$ 与 $\boldsymbol{I}(t)$ 的余量,即 $\boldsymbol{r}(t) = \boldsymbol{x}(t) - \boldsymbol{I}(t)$. 令 $\boldsymbol{x}(t) = \boldsymbol{r}(t)$,若 $\boldsymbol{r}(t)$ 中包含的极值点不多于1个,则筛分过程终止,否则重复步骤1)至步骤4).

上述筛分过程中,分解出的 $\boldsymbol{I}_i(t)$ 称为内部模态函数,其数量为 $n-1$,包含极值点个数不大于1的余量为 $\boldsymbol{r}_n(t)$. 经过分解后的传感器信号 $\boldsymbol{y}(t)$ 可以用离散形式表示为

$$\boldsymbol{y}(k) = \sum_{i=1}^{n-1} \boldsymbol{I}_i(k) + \boldsymbol{r}_n(k),\ k = 1,2,\cdots,N.$$

其中 k 为离散采样点.

1.2 基于经验模态分解的信号故障检测

记内部模态函数分量 $\boldsymbol{I}_i(k)$ 中的过零采样点为 p_i^j,对应采样值记为 $\boldsymbol{I}_i(p_i^j) = 0, j = 1,2,\cdots,L_i$,$L_i$ 为 $\boldsymbol{I}_i(k)$ 中包含的零点个数. 设相邻的两个零点 $P_i^j = [p_i^j, p_i^{j+1}]$ 间的采样点集合为 $Q_i^j = \{q_i^1, q_i^2, \cdots, q_i^{M_j}\}$,$M_j$ 为第 j 个零点区间内的采样点个数,其对应的采样值集合为 $\boldsymbol{I}_i(Q_i^j)$.

根据上述定义,$\boldsymbol{I}_i(k)$ 被划分为相邻的零点区间的集合,可表示为

$$\boldsymbol{I}_i(k) = \{\boldsymbol{I}_i(q_i^u) \mid q_i^u \in \cup^j Q_i^j, j = 1,\cdots,L_i\, u = 1,\cdots,M_j\}.$$

对 $Q_i^j = \{q_i^1,\cdots,q_i^{M_j}\}$,定义其 L^2 范数能量 S_i^j 为

$$S_i^j = \sum_{u=1}^{M_j} |\boldsymbol{I}_i(q_i^u)|^2, q_i^u \in Q_i^j.$$

从而对于内部模态函数 $\boldsymbol{I}_i(k)$,其相邻零点区间采样值能量的集合为 $S_i = \{S_i^j \mid j = 1,2,\cdots,L_i\}$. 进一步,设 $\boldsymbol{I}_i(Q_i^j)$ 中噪声与干扰信号的能量阈值为 δ,则由 James-Stein 准则[14]可以定义区块能量除噪公式

$$\bar{\boldsymbol{I}}_i(Q_i^j) = \begin{cases} \boldsymbol{I}_i(Q_i^j)(1-\delta/S_i^j) & \delta \leqslant S_i^j \\ 0 & \delta > S_i^j \end{cases} j = 1,2,\cdots,L_i.$$

依据文献[15-18]中的经验公式,可以取 $\delta = \lambda\psi E_i^H/N$,其中 $\psi = 2\log_2(N)$,N 为信号长度. E_i^H 表示内部模态函数分量 $\boldsymbol{I}_i(k)$ 的能量,可以由文献[15]中的方法计算得到,λ 取常数,作为调节内部模态函数分量包含噪声与干扰能量的阈值参数. 经上述步骤处理得到的传感器输出信号估计值为

$$\hat{y}(k) = \sum_{i=1}^{M} \boldsymbol{I}_i(k) + \sum_{i=M+1}^{n-1} \bar{\boldsymbol{I}}_i(Q_i^j) + \boldsymbol{r}_n(k).$$

其中 M 为调节被处理的内部模态函数分量数的参数. 图1为电源系统母线电压信号处理结果,图中黑色虚线为理想无故障信号,在4 200 s时加入

一个跳变故障，图中的灰色曲线为含有噪声以及谐波干扰的故障信号，黑色实线为对其进行经验模态分解处理后，得到的带有故障特征的估计信号，可以明显看出电压信号出现了跳变故障.

2　基于有向因子图的故障推理

将概率图模型与概率推理方法应用与故障诊断，一方面可以有效的克服基于精确数学模型的故障诊断方法由于建模不精确所带来的误差，另一方面可以有效的建立起故障假设与故障征兆之间的数值关系，即故障征兆出现时，故障假设发生的概率大小. 基于概率推理的故障诊断方法要解决的基本问题是，确定故障特征与故障假设之间的因果关系，在给定被观测系统时某个特征时，确定特定故障出现的概率. 根据贝叶斯理论，假定故障特征与故障假设为两个随机变量 x_s 和 x_f，给定故障时故障特征出现的概率为 $f(x_s \mid x_f)$，以及先验概率 $f(x_f)$ 和 $f(x_s)$，从而诊断决策所需要的，给定故障特征时故障发生的概率 $f(x_f \mid x_s)$ 即为

$$f(x_f \mid x_s) = f(x_s \mid x_f) f(x_f) / f(x_s).$$

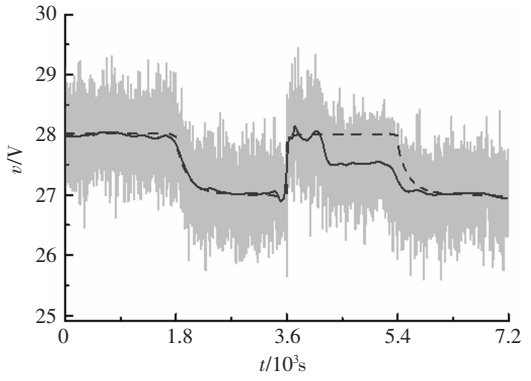


图 1　经验模态分解法处理仿真信号结果

2.1　有向因子图

贝叶斯网络是故障推理中常用的概率图模型[10-11,19-20]. 在贝叶斯网络中，有向边通常表示节点之间的因果关系，而节点则代表与系统特性相关的随机变量. 在使用贝叶斯网络模型进行故障推理时，其节点之间的条件独立性是重要的先决条件，但常用的贝叶斯网络在表达节点间条件独立性方面存在着不足[12]. 图 3(a) 为一个航天器电源系统的供电模块，假定电池 0 和电池 1 相互之间没有影响，通过开关 v 来决定哪个电池对负载 y 进行供电.

对于图 2(a) 供电模块进行故障推理所使用的联合概率分布函数可以表示为

$$f(y,v,u_0,u_1) = f_5(y,u_1)^{1-v} f_4(y,u_0)^{v} f_3(v) f_2(u_1) f_1(u_0). \tag{1}$$

式中：随机变量 y,v,u_0 和 u_1 分别对应执行器输入、开关状态、电池 0 和电池 1. $f(y,v,u_0,u_1)$ 表示供电模块输出的联合概率分布函数，$f(v)$，$f(u_0)$ 和 $f(u_1)$ 表示电池和开关的概率分布函数，而 $f(y \mid u_0) = f_4(y,u_0)^{v}$ 与 $f(y \mid u_1) = f_5(y,u_1)^{1-v}$ 则表示开关 v 作用时，执行器输入的条件概率分布函数.

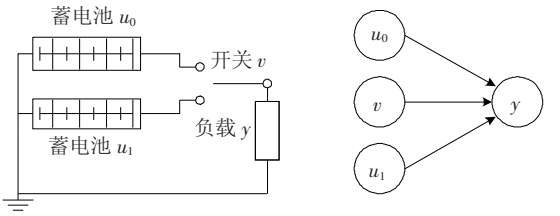
若 $v = 1$，即执行器由电池 1 驱动，则此模块的联合概率分布函数为

$$f(y,v,u_0,u_1) = f(y \mid u_0) f_3(v) f_2(u_1) f_1(u_0). \tag{2}$$

若 $v = 0$，即执行器由电池 0 驱动，则此模块的联合概率分布函数为

$$f(y,v,u_0,u_1) = f(y \mid u_1) f_3(v) f_2(u_1) f_1(u_0). \tag{3}$$

由公式(1) ~ (3)可知，电池和开关各自所处的状态不互相影响，即相互独立. 此外，给定开关状态或给定开关和执行器输入状态时，两个电池之间是条件独立的. 如果不添加辅助的变量，贝叶斯网络无法表述上述情况下的条件独立性. 如图 2(b) 中的贝叶斯网络，其能够描述 v,u_0 和 u_1 间的独立性，但无法表述在给定 v 或者给定 v 和 y 时，u_0 和 u_1 之间的条件独立性.



(a) 供电模块　　(b) 贝叶斯网络

图 2　航天器电源系统供电模块及对应的贝叶斯网络

为了解决这个问题，使用有向因子图来表示变量之间的条件独立性，其用因子化函数表示概率图模型[13]，对于公式(1)，其可以用如下的因子化函数表示

$$f(x_0,x_1,\cdots,x_n) = \prod_{j=1}^{m} f_j(x_i,\cdots,x_k).$$

其中，$x_i,x_k \subseteq (x_0,x_1,\cdots,x_n)$，对应的因子图 $G = (X,F,E)$ 包含变量节点 $X = \{x_0,x_1,\cdots,x_n\}$、因子节点 $F = \{f_1,f_2,\cdots,f_m\}$ 和连接变量节点的边. 为了表示变量节点和函数节点之间的因果关系，连接变量节点与因子节点的边带有方向.

通过有向因子图，图 2(a) 以及公式(1)可以用图 3 表示. 图 3 中，方形节点和圆形节点分别表示因子函数和随机变量.

2.2　故障推理

有向因子图为解决概率推理问题提供了一条新的途径，对于航天器系统，可以使用文献[21]

中的方法,先根据物理系统模型构造混合键合图,确定故障特征以及代表系统部件的随机变量,进而确定变量之间的因果关系,系统的结构信息,最后使用有向因子图来描述系统. 在确定出现故障特征之后,基于有向因子图以及联合概率分布函数,计算不同部件产生故障的概率,进行故障推理,最后根据计算结果对产生故障的原因做出决策.

以图2(a)电源模块以及对应图3中的有向因子图为例,假设系统单故障情况,可能产生故障的系统部件变量集合为 $Q=\{v,u_0,u_1\}$,若检测到执行器输入 y 出现故障,则根据有向因子图计算所有故障假设条件下的后验概率集合,即

$$f_{c\in Q}(c\mid y)=\{f(u_0\mid y),f(u_1\mid y),f(v\mid y)\}$$

得到对应故障假设的所有后验概率值后,根据概率数值进行决策,通常决策方法为取最大后验概率对应的故障假设为故障点,即

$$\max_{c\in Q}(c\mid y),\ Q=\{v,u_0,u_1\}.$$

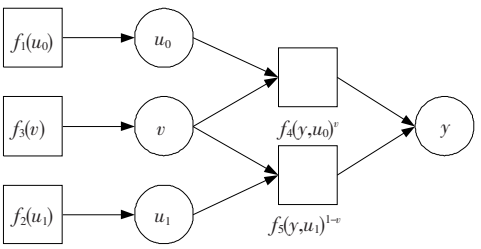


图3　对应图2(a)的有向因子图

3　应用实例

航天器的电源系统是航天器所有功能部件的能量来源,典型的航天器电源系统通常包括主电源(太阳能电池板),能量存储系统(充电电池),并联调节器等部件. 航天器电源系统的组成部件涵盖了光电、电化学、电器与电力电子等多个领域的物理过程,且在其运行过程中由于系统功能要求,需要在不同的运行模式之间进行切换. 如图4所示,电源模块包括一个带有分流调节器SRA的太阳能电池板SPA,一个带有继电器开关的充电电池BR,这两个主要部件和两个调节电阻 R_{A} 和 R_{BR} 一起组成了一个电源模块. 当航天器能处于太阳照射条件下时,母线的能源来自于太阳能电池板,通过控制分流调节器的通断,可以调整母线电压;当航天器处于阴影区,无法接收太阳能时,则通过充电电池为系统提供能源.

图5为图4对应的有向因子图,其中 V_{SPA},V_{SRA} 和 V_{BR} 分别表示与太阳能电池板SPA,分流调节器SRA和充电电池电压对应的随机变量,太阳能电池板的输出电流和电源系统的母线电压由传感器测量,而 D_f 和 D_e 则表示与测量值对应的随机变量,R_{A},R_{BR} 与 R_{SRA} 分别表示与调节电阻状态以及与分流调节器中电阻对应的随机变量,f_3 表示与母线电流对应的随机变量,c_{SPA} 和 c_{BR} 表示与分流调节器和继电器的开关状态对应的随机变量,因子节点 $g(\cdot)$ 表示与随机变量节点相关的条件概率分布函数.

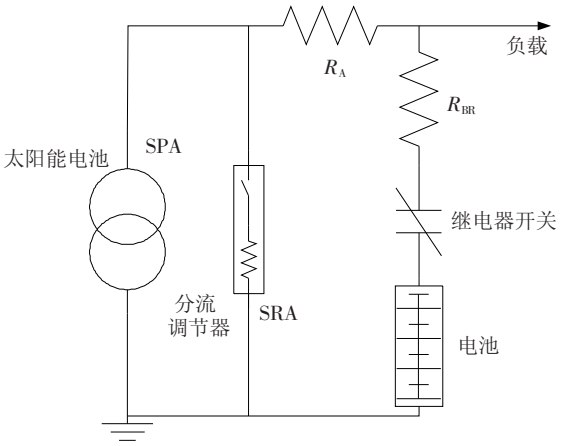


图4　航天器电源系统的并联调节电源模块

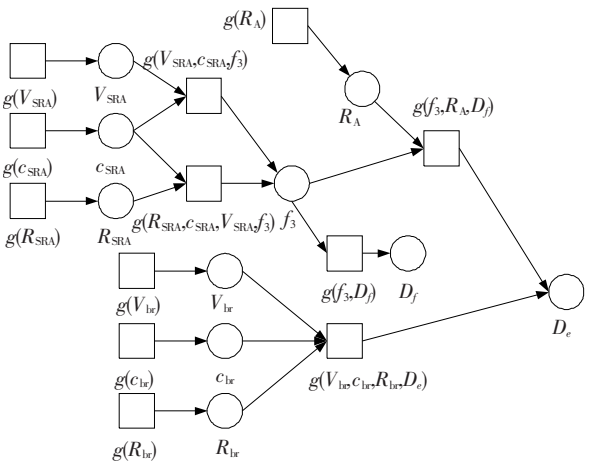


图5　航天器电源系统的有向因子图诊断模型

假设由传感器 D_e 的测量信号检测到故障特征,从而依据图5,可得到包含此故障特征的联合概率分布函数为

$$f(D_e,f_3,R_{\mathrm{A}},V_{\mathrm{SPA}},c_{\mathrm{SPA}},R_{\mathrm{SRA}},V_{\mathrm{BR}},c_{\mathrm{BR}},R_{\mathrm{BR}})=g(V_{\mathrm{SPA}})g(R_{\mathrm{SRA}})g(c_{\mathrm{SPA}})\ g(R_{\mathrm{A}})g(V_{\mathrm{BR}})g(R_{\mathrm{BR}})g(c_{\mathrm{BR}})g(f_3,R_{\mathrm{A}},D_e)\cdot g(V_{\mathrm{SPA}},c_{\mathrm{SPA}},R_{\mathrm{SRA}},f_3)g(V_{\mathrm{BR}},c_{\mathrm{BR}},R_{\mathrm{BR}},D_e).\quad(4)$$

在电源系统的不同运行模态下,分流调节器和电池连接开关处于不同的通断状态,从而可以对公式(4)进行相应的化简. 设系统处于运行模态(I)时,电池没有充满,因此电池连接开关处于闭合状态,同时分流调节器打开,太阳能电池板同时为负载和电池提供能源供应,此时公式(4)可以化简为

$$f(D_e,f_3,R_{\mathrm{A}},V_{\mathrm{SPA}},c_{\mathrm{SPA}},R_{\mathrm{SRA}},V_{\mathrm{BR}},c_{\mathrm{BR}},R_{\mathrm{BR}})=g(V_{\mathrm{SPA}})g(R_{\mathrm{SRA}})g(R_{\mathrm{A}})g(f_3\mid V_{\mathrm{SPA}})g(D_e\mid f_3,R_{\mathrm{A}})g(D_e\mid V_{\mathrm{BR}},R_{\mathrm{BR}})$$

在运行模态(II)时，电池充满，继电器开关打开，分流调节器闭合以消耗多余的能量，此时公式(4)可以化简为

$$f(D_e,f_3,R_A,V_{SPA},c_{SPA},R_{SRA},V_{BR},c_{BR},R_{BR}) = g(V_{SPA})\,g(R_{SRA})\,g(R_A)\,g(f_3 \mid V_{SPA},R_{SRA})\,g(D_e \mid f_3,R_A)$$

当航天器进入地影区，太阳能电池阵无法为母线提供能量，电源模块进入运行模态(III)，负载由蓄电池供电.

$$f(D_e,f_3,R_A,V_{SPA},c_{SPA},R_{SRA},V_{BR},c_{BR},R_{BR}) = g(R_A)\,g(V_{BR})\,g(R_{BR})\,g(D_e \mid V_{BR},R_{BR},)$$

为了表示简便清晰，采用离散概率分布作为先验概率分布，列于表 1 中，对应的条件概率分布表分别列于表 2 和表 3 中，对于连续概率分布，其基本计算思想相同. 假设系统处于运行模式 II，母线电压的故障征兆通过传感器 D_e 监测得到，从而借助于联合概率分布函数、先验概率和条件概率，可以诊断出可能发生故障的系统部件.

表 1　先验概率表

故障源	先验概率	状态	
		故障	正常
V_{SPA}	$P(V_{SPA})$	0.5	0.5
R_{SRA}	$P(R_{SRA})$	0.5	0.5
R_A	$P(R_A)$	0.5	0.5

表 2　条件概率表

R_{SRA}	V_{SPA}	$g(f_3 \mid V_{SPA}, R_{SRA})$	
		$g(f_3$ = 故障)	$g(f_3$ = 正常)
故障	故障	1.00	0
故障	正常	0.80	0.20
正常	故障	0.90	0.10
正常	正常	0.01	0.99

表 3　条件概率表

f_3	R_A	$g(D_e \mid f_3, R_A)$	
		$g(D_e$ = 故障)	$g(D_e$ = 正常)
故障	故障	1.00	0
故障	正常	0.85	0.15
正常	故障	0.70	0.30
正常	正常	0.01	0.99

表 4　后验概率计算结果

故障特征	后验概率	计算结果
D_e = 故障	$f(R_A$ = 故障 $\mid D_e$ = 故障)	0.58
	$f(R_{SRA}$ = 故障 $\mid D_e$ = 故障)	0.57
	$f(V_{SPA}$ = 故障 $\mid D_e$ = 故障)	0.59

借助变量消除算法，表 4 中列出了在运行模式(II)条件下，计算得到的后验概率结果. 由表 4 中的计算结果可知，太阳能电池板输出电压处于故障状态的后验概率值最大，这表示由于太阳能电池板出现故障而造成故障征兆出现(输出电压异常)的可能性最大，由于在运行模式(II)的条件下，太阳能电池板是系统的功能部件，其是系统正常工作的重要因素，从而这个结论与实际情况是相符合的.

4　结　论

本文提出了一种基于经验模态分解和有向因子图的故障诊断方法，并将其应用于航天器电源系统的故障诊断. 针对非线性非平稳传感器信号，基于能量准则的经验模态分解方法可以消除外界噪声和系统干扰对传感器信号的影响，有效地估计信号中的故障特征. 对于物理系统的因果关系描述，有向因子图与传统的贝叶斯网络相比，其适用的范围更广，更适合作为故障推理的基础. 将基于经验模态分解故障特征提取与基于有向因子图的故障推理相结合，为在信息不确定性、缺失条件下进行故障诊断提供了一种可行有效的手段.

参考文献

[1] ISERMANN R. Model-based fault-detection and diagnosis-status and applications[J]. Annual Reviews in Control, 2005, 29(1):71 - 85.

[2] HWANG I, KIM S, KIM Y, *et al.* A survey of fault detection, isolation, and reconfiguration methods [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2010, 18(3):636 - 653.

[3] HU Q, HE Z, ZHANG Z, *et al.* Fault diagnosis of rotating machinery based on improved wavelet package transform and SVMs ensemble[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(2):688 - 705.

[4] 徐胜红，吴进华，胡志强，等. 组合导航系统故障检测的小波变换方法研究[J]. 宇航学报，2003，24(1):111 - 114.

[5] 昊，王桂增，方崇智. 小波变换在故障检测中的应用[J]. 自动化学报，1997，23(6):736 - 741.

[6] 丽娜，张迎春. 离散小波变换在卫星姿控系统故障诊断中的应用[J]. 仪器仪表学报，2006，27(6):407 - 409.

[7] WU Z, HUANG N, LONG S, *et al.* On the trend, detrending, and variability of nonlinear and nonstationary time series [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2007, 104 (38): 14889 - 14894.

[8] HUANG N, WU M, QU W, *et al.* Applications of hilbert-huang transform to non-stationary financial time series analysis [J]. Applied Stochastic Models in

Business and Industry, 2003, 19(3):245 – 268.

[9] VERRON S, TIPLICA T, KOBI A. Procedure based on mutual information and bayesian networks for the fault diagnosis of industrial systems[C]//. 2007 American Control Conference. New York City, USA: IEEE, 2007:420 – 425.

[10] LERNER U, PARR R, KOLLER D, *et al*. Bayesian fault detection and diagnosis in dynamic systems[C]//. Proceedings of the 17th National Conference on Artificial Intelligence. Austin, Texas, USA: AAAI Press/MIT Press, 2000:531 – 537.

[11] YONGLI Z, LIMIN H, JINLING L. Bayesian networks-based approach for power systems fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2006, 21(2): 634 – 639.

[12] FREY B. Extending factor graphs so as to unify directed and undirected graphical models[C]//. Proceedings of the 19th Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. Acapulco, Mexico: Morgan Kaufmann, 2003:257 – 265.

[13] LOELIGER H A. An introduction to factor graphs[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2004, 21(1):28 – 41.

[14] LEHMANN E L, CASELLA G. Theory of Point Estimation [M]. 2nd. New York, USA: Springer Verlag, 1998: 88 – 89.

[15] FLANDRIN P, GONCALUES P, RILLING G. EMD equivalent filter banks, from interpretation to applications[C]//. Hilbert-Huang Transform and Its Applications. Singapore: World Scientific Press, 2005: 57 – 74.

[16] FLANDRIN P, GONCALVES P. Empirical mode decompositions as data-driven wavelet-like expansions [J]. International Journal of Wavelets Multiresolution and Information Processing, 2005, 2(4):477 – 496.

[17] WU Z, HUANG N E. A Study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method [J]. Proceedings of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2004, 460(2046):1597 – 1611.

[18] WU Z, HUANG N E. Statistical significance test of intrinsic mode functions [C]//. Hilbert-Huang Transform and Its Applications. Singapore: World Scientific Press, 2005:107 – 127.

[19] CHIEN C F, CHEN S L, LIN Y S. Using bayesian network for fault location on distribution feeder[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2002, 17(3): 785 – 793.

[20] VERRON S, LI J, TIPLICA T. Fault detection and isolation of faults in a multivariate process with bayesian network[J]. Journal of Process Control, 2010, 20(8): 902 – 911.

[21] ZHANG X, SHEN Y, WANG Z. Fault diagnosis based on directed factor graph for mode switching spacecraft power system [C]//. 2011 Eighth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. Shanghai, China: IEEE, 2011:1957 – 1961.

(编辑 苗秀芝)