

## 基于动作单元的机电产品故障溯源诊断方法

鞠萍华<sup>†</sup>, 柯磊, 冉琰, 王治超, 张威  
(重庆大学 机械传动国家重点实验室, 重庆 400044)

**摘要:**针对故障在复杂机电产品中传递发展的特点,提出了一种基于动作单元的机电产品故障溯源诊断方法.按照“功能-运动-动作”对整机功能进行结构化分解得到基本的动作单元,并分析动作单元之间的传递过程;在此基础上建立以动作单元和故障现象为节点的贝叶斯网络模型,利用贝叶斯网络的推理算法,计算各个节点的发生概率并追溯最大概率路径,实现动作层的故障动作单元诊断及故障动作单元传播过程诊断;利用故障图对动作单元内部的故障模式及其传递发展过程进行描述,找到引起动作单元故障的根本原因.通过对机电产品动作层和动作单元内部的诊断分析,实现故障现象到故障原因的溯源诊断.将所提出的溯源诊断方法应用到某企业数控转台故障诊断中,结果表明,从运动的角度进行故障溯源诊断,能够有效地诊断出故障动作单元及其传播过程并反映出动作单元内部元件故障的传递发展过程,便于找到导致故障的根本原因,提高了对机电产品故障诊断的效率.

**关键词:**溯源诊断;结构化分解;动作单元;贝叶斯网络;故障图

**中图分类号:**TH165

**文献标志码:**A

## Method of Fault Root Causes Tracing Analysis for Electro-mechanical Products Based on Action Unit

JU Pinghua<sup>†</sup>, KE Lei, RAN Yan, WANG Zhichao, ZHANG Wei

(State Key Laboratory of Mechanical Transmissions, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

**Abstract:** Aiming at the characteristic of the transmission and development of fault in complex electro-mechanical products, a method of fault root causes tracing analysis for electro-mechanical products based on action unit was proposed. Firstly, the transfer process between action units was analyzed after the basic action unit was obtained by structuring decomposition of the whole machine function which was “function-motion-action”. Then a Bayesian network model was established based on action unit and fault phenomenon, and combined with reasoning algorithm of Bayesian networks to calculate the occurrence rate of each node and trace the maximum probability path to diagnose the fault action unit and its propagation process at the motion level. To find out the root cause of the failure of the action unit, the fault graph was used to describe the failure model of fault action unit and its transfer and development process. The trace diagnosis from the fault phenomenon to the fault cause can be realized through the diagnosis and analysis at action layer and in the interior of action unit of complex electro-mechanical products. Finally, the method

\* 收稿日期:2019-02-13

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51705048), National Natural Science Foundation of China(51705048); 国家科技重大专项计划(2015ZX04003-003, 2016ZX04004-005), National Science and Technology Major Program(2015ZX04003-003, 2016ZX04004-005)

作者简介:鞠萍华(1974—),男,重庆人,重庆大学副教授,博士

<sup>†</sup> 通讯联系人, E-mail: jupinghua@163.com

of fault root causes tracing analysis based on action unit was used to deal with the root cause of the NC rotary table of some machining center, the results show that the proposed traceability diagnosis method can effectively diagnose the fault action unit and its propagation process, and reflect the transmission and development process of the internal components of the action unit from the angle of motion, which is convenient to find out the root cause of the fault and improve the efficiency of fault diagnosis for electro-mechanical products.

**Key words:** root causes tracing analysis; the structural decomposition; action unit; Bayesian networks; fault graph

机电产品从投入运行到损坏的整个过程中,由于系统的复杂性,其状态变化呈现出模糊不确定的特点<sup>[1-2]</sup>,这一特点增加了对机电产品故障进行准确诊断的难度.如何在具有模糊不确定性特点的状态变化过程中,准确快速地诊断出机电产品故障的原因,尽快恢复生产,已成为学术界和工业界关注的焦点<sup>[3]</sup>.

目前,已有学者在这一方面进行了研究.如张家良等<sup>[4]</sup>提出利用非线性输出频率响应函数提取非线性频谱特征数据,然后利用最小二乘支持向量机分类器识别故障;Bouchachia<sup>[5]</sup>提出通过建立机电产品故障状态下的动力学参数和响应征兆之间的解析关系,得到故障与正常之间关联信息以判断产品是否故障;任岩等<sup>[6]</sup>提出利用故障树构建智能诊断系统,然后通过顶事件到底事件的推理进行故障诊断;姜万录等<sup>[7]</sup>从机电产品运行中的振动信号中提取出故障特征信息,并建立贝叶斯网络诊断模型,通过计算后验概率来确定故障.这些方法通过建立故障现象特征和原因之间的关系对机电产品故障进行诊断,注重诊断结果,往往忽略了故障在机电系统内部的传递影响过程的描述或描述不深入.另外复杂机电系统具有很强的耦合性,某一故障原因可能是由另一故障原因引发的故障现象,这些因素导致了诊断结果并不一定是引起故障的根本原因.因此很有必要对故障传递影响过程进行详细分析,追溯其传递影响过程,以诊断出故障根本原因.

贝叶斯网络能够有效地表达和分析具有不确定性的事物,是解决信息不完整、模糊性问题的有效途径<sup>[8]</sup>,已经在处理机电产品故障诊断问题上获得了应用.目前基于贝叶斯网络的故障诊断方法主要以零件为研究对象,建立以故障原因和故障现象为节点的贝叶斯诊断网络模型<sup>[9-11]</sup>,并未反映出故障在系统内部的传递影响过程;同时,由于机电产品故障的复杂性、耦合性和不确定性,某一故障现象发生可能是

多个故障原因导致的结果,这将导致以故障原因和故障现象为节点的贝叶斯网络模型复杂且推理计算困难.从运动的角度而言,动作单元是机电产品的最小单元.机电产品的功能和性能由部件之间的相对运动实现,而部件的运动功能和性能是靠一个或多个基本的动作单元按照一定的传递方式驱动完成,传递环节的任一动作单元出现问题就可能使其他动作单元发生故障,进而影响部件运动的功能和性能,导致产品整机的功能和性能出现故障,此时便会以某种异常现象表现出来.由于一个动作单元包含若干零件且动作单元之间存在层次传递影响的关系,因此将动作单元之间的层次传递关系融入到贝叶斯网络中,不仅简化了贝叶斯网络模型,还避免了从零件角度建立的贝叶斯网络诊断模型不能反映故障在机电系统内传递影响过程的缺陷.但是以动作单元为节点的贝叶斯网络诊断模型,其诊断结果是故障动作单元,为了得出异常现象的根本原因,还需要在动作单元内部对故障的传递发展过程作进一步分析.故障图是一种以故障模式和故障原因为节点,以节点之间的影响关系为有向边的有向图<sup>[12]</sup>.故障图避免了故障树不能反映同一级不同节点之间的相互影响关系所引起的故障定位不准确这一问题,在描述故障及其故障传播过程上具有很大优势,能够对故障动作单元内部的故障传递发展过程进行描述<sup>[13-14]</sup>.

基于以上分析,本文首先按照“功能—运动—动作”的结构化分解思路对整机进行分解,得到机电系统的动作单元,并分析其传递过程;然后建立以故障现象和动作单元为节点的贝叶斯网络模型,使得能够在动作层上对故障的传递影响过程进行刻画,同时结合贝叶斯网络的概率推理算法,诊断出故障动作单元及其传播影响路径;利用故障图对诊断得到的故障动作单元的故障模式及其传递过程进行描述,从而找出导致动作单元故障的根本原因.通过在动作层上对故障动作单元及其传播路径的推理诊断

和在故障动作单元内对故障传递发展的描述和分析,最终完成故障现象到故障根本原因的溯源诊断.

### 1 动作单元的构建

从运动的角度进行故障溯源诊断,首先需要将整机进行分解得到动作单元.这里将保证最基本动作(移动或转动)能够正常实现的基本单元定义为动作单元<sup>[15]</sup>(如涡轮转动单元、活塞移动单元).本文按照“功能—运动—动作”的结构化分解思路,将整机分解至动作层.例如某加工中心要实现零件的多个加工工序,就需要转台分度功能正常实现,而转台分度功能正常实现依靠托板夹紧松开运动、转台升降运动和转台回转运动的正常实现来保证,其中转台的回转运动又需要涡轮转动、蜗杆转动、活塞移动3个动作单元按照一定先后顺序共同驱动完成,任一动作单元故障都会导致转台的功能和性能得不到保障.按照上述分解思路进行分解,最终得到基本动作单元,作为后续研究的基础.

### 2 基于动作单元的故障溯源诊断模型

机电产品的故障通常是由基本的元件故障引起的,基本元件的故障又会导致相应动作单元发生故障,由于机电产品的功能与性能是相应的动作单元按照一定的传递顺序正常工作保证的,任一动作单元故障都会导致产品的功能和性能不能正常实现,便会以某种异常现象表现出来<sup>[16]</sup>.因此从动作的角度对机电产品进行溯源诊断,需要诊断出故障动作单元,同时还要对在动作层上对故障动作单元的传播影响过程进行分析.贝叶斯网络作为一种处理不确定性推理问题的有力工具,在处理动作单元之间的影响关系上,具有很大优势<sup>[17]</sup>.因此在第1节分析得到动作单元的基础上,建立以动作单元和故障现象为节点的贝叶斯网络诊断模型对故障动作单元及其传递影响路径进行分析诊断.为对动作单元内部故障的传递发展作进一步分析,本文利用故障图能够反映出节点之间的层次关系和传递关系的特点,采用故障图对故障动作单元内部的故障传递发展进行描述.

基于以上分析,构建出基于动作单元的故障溯源诊断模型,该诊断模型由基于动作单元的贝叶斯网络模型和动作单元故障图模型两部分组成,模型

结构与溯源诊断的流程如图1所示.

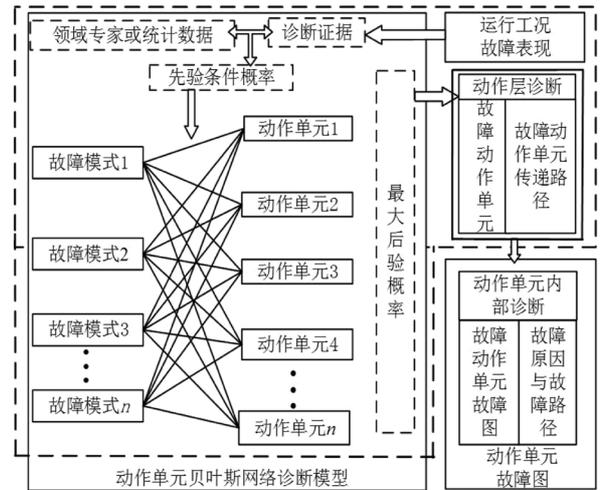


图1 基于动作单元的故障溯源诊断模型

Fig.1 Fault root causes tracing analysis model based on action unit

### 2.1 基于动作单元的贝叶斯网络诊断模型

#### 2.1.1 贝叶斯网络

贝叶斯网络是由表示随机事件的节点和表示节点之间因果关系的有向弧段构成的有向无环图<sup>[18]</sup>.如图2所示的贝叶斯网络,由4个节点( $X_1, X_2, X_3, X_4$ )和3个有向弧段( $L_1, L_2, L_3$ )组成.其中 $X_4$ 为子节点; $X_1, X_2, X_3$ 为父节点; $P(X_1), P(X_2), P(X_3)$ 为对应节点边缘分布; $P(X_4|X_1, X_2, X_3)$ 为子节点的条件概率分布.由贝叶斯网络的条件独立性,联合分布条件概率可以表示为:

$$P(X_1, X_2, X_3, X_4) = \prod_{i=1}^4 P(X_i|C_i) = P(X_1) \times P(X_2) \times P(X_3) \times P(X_4|X_1, X_2, X_3) \tag{1}$$

式中: $C_i$ 为 $X_i$ 父节点.

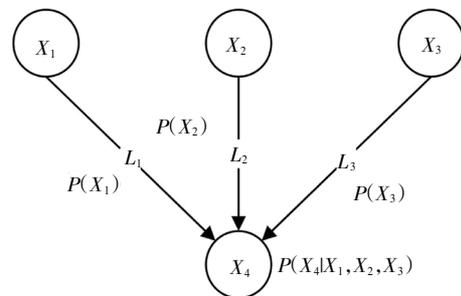


图2 简单贝叶斯网络

Fig.2 Simple Bayesian network

#### 2.1.2 基于动作单元的贝叶斯网络建模及推理

以动作单元和故障现象为节点,建立基于动作

单元的贝叶斯网络图. 如图 3 所示,  $A$  表示动作单元;  $A_n$  为  $A_{i+n}$  父节点, 表示为  $A_n$  出现故障时, 可能会导致  $A_{i+n}$  发生故障;  $F$  表示故障现象;  $A_{i+n}$  为  $F_n$  的直系父节点, 表示出现某一故障现象  $F_n$  可能由动作单元  $A_{i+n}$  引起. 在图 3 的动作单元贝叶斯网络结构图中, 满足如下假设: 给定节点  $X_i$  条件独立于在其父节点给定后的任意非  $X_i$  子代任意节点, 如节点  $A_{i+1}$ , 在给定其父节点  $A_1$  时, 节点  $A_{i+1}$  条件独立于除  $F_1, F_2$  外的其他任意节点<sup>[9]</sup>, 表示为:

$$\forall v_i \in V \setminus \{A_1, F_1, F_2\}, P(A_{i+1}|V, A_1) = P(A_{i+1}|A_1)$$

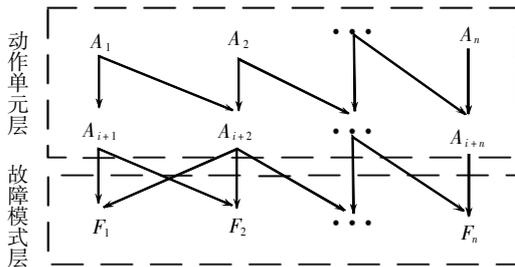


图 3 基于动作单元的贝叶斯网络结构图

Fig.3 Structure diagram of Bayesian network based on action unit

当建立好图 3 所示动作单元的贝叶斯网络之后, 结合图 2, 对故障动作单元进行推理, 思路和步骤如下:

**步骤 1** 确定故障现象、运行工况及统计数据作为诊断证据, 结合领域专家知识确定出动作单元发生故障的先验条件.

**步骤 2** 计算动作单元发生故障的后验概率, 包括单个动作单元的后验概率和多个动作单元组合的后验概率情况.

**步骤 3** 确定最大后验概率并通过最大后验概率追溯最大概率路径, 诊断出导致故障发生的动作单元及其传递影响路径.

### 2.2 基于动作单元的故障图分析

通过 2.1 节的诊断分析, 得到故障动作单元及其传递路径. 为了诊断出故障的根本原因, 还需要对导致动作单元故障的原因进行分析. 故障图能够反映出节点之间的层次关系和传递关系, 因此本文利用故障图对故障动作单元层内部的故障传递发展进行描述. 如图 4 所示,  $Q_1, Q_2, Q_3$  为故障动作单元的故障模式;  $q_1, q_2, q_3, q_4, q_5$  为故障基本事件, 通过该图可以判断出故障模式及故障传递和发展的过程, 从而分析出影响单元故障的基本事件, 找到导致故障发生的根本原因, 完成故障溯源诊断.

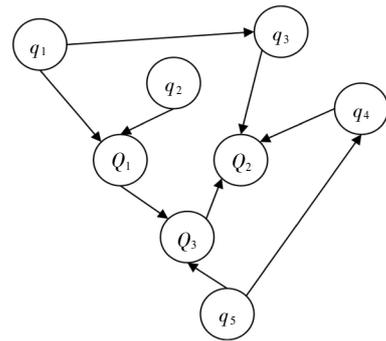


图 4 故障动作单元故障图

Fig.4 The fault graph of fault action unit

## 3 实例分析

以某机床的数控转台故障诊断为例, 建立基于动作单元的故障溯源诊断模型, 对文中提出的溯源诊断方法进行应用说明.

### 3.1 动作单元的构建

对某型号加工中心的数控转台进行结构分解, 得到整机的最小动作单元, 分解结构如图 5 所示. 由图 5 可知, 转台分度功能和性能需要转台升降运动、转台回转运动、托板夹紧松开运动正常工作来保证. 转台回转运动要正常工作, 需要蜗杆转动单元、涡轮转动单元、回转体转动单元按照顺序正常动作; 托板夹紧松开运动需要活塞移动单元、拉爪移动单元、顶杆移动单元按照顺序正常动作. 任一动作单元出现故障, 就会导致转台分度功能和性能得不到保障, 便会以某种故障现象表现出来.

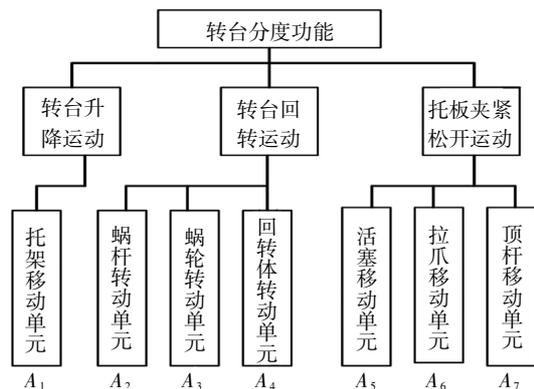


图 5 数控转台结构化分解

Fig.5 The structural decomposition of NC rotary table

### 3.2 动作单元贝叶斯网络

根据实验记录及售后记录, 得到该型号机床数控转台的故障模式如表 1 所示. 这些故障模式可能单个存在, 也可能同时存在. 由于组成动作单元的任

一零件故障会导致动作单元不能正常动作, 在这里将动作单元不能正常动作归为动作单元故障。

表 1 数控转台故障模式

Tab.1 Failure model of the NC rotary table

故障模式	符号
工作台下降位置不准确	$F_1$
工作台回转不到位	$F_2$
工作台无法落下	$F_3$
工作台倾斜	$F_4$
漏油	$F_5$
工作台震动	$F_6$

结合分解得到的动作单元和故障模式之间及动作单元与动作单元之间的相关关系, 建立网络结构图, 如图 6 所示。

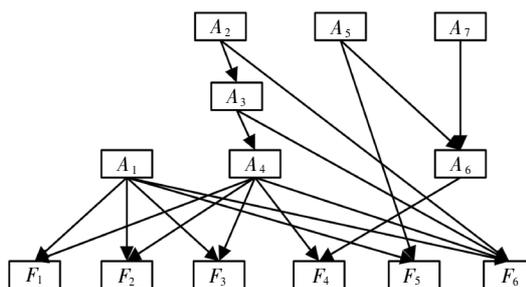


图 6 基于动作单元的贝叶斯诊断网络

Fig.6 Bayesian diagnosis network based on action unit

结合企业的数据和领域专家确定出先验概率, 并计算后验概率、建立贝叶斯网络概率表, 如表 2 所示。

表 2 动作单元贝叶斯网络的概率表

Tab.2 Probability table of Bayesian diagnosis network based on action unit

节点名称	节点符号	概率值			
托架移动单元	$A_1$	$P(A_1)=0.183$	$P(\bar{A}_1)=0.817$		
蜗杆转动单元	$A_2$	$P(A_2)=0.0948$	$P(\bar{A}_2)=0.9052$		
活塞移动单元	$A_3$	$P(A_3)=0.127$	$P(\bar{A}_3)=0.873$		
顶杆移动单元	$A_7$	$P(A_7)=0.0114$	$P(\bar{A}_7)=0.9886$		
涡轮转动单元	$A_3$	$P(A_3 A_2)=0.741$	$P(A_3 \bar{A}_2)=0.097$		
回转体转动单元	$A_4$	$P(A_4 A_3)=0.82$	$P(A_4 \bar{A}_3)=0.026$		
拉爪移动单元	$A_6$	$P(A_6 A_5, A_7)=0.8$	$P(A_6 \bar{A}_5, A_7)=0.333$	$P(A_6 A_5, \bar{A}_7)=0.87$	$P(A_6 \bar{A}_5, \bar{A}_7)=0.022$
工作台下降位置不准确	$F_1$	$P(F_1 A_1, A_4)=0.965$	$P(F_1 \bar{A}_1, A_4)=0.567$	$P(F_1 A_1, \bar{A}_4)=0.957$	$P(F_1 \bar{A}_1, \bar{A}_4)=0.021$
工作台回转不到位	$F_2$	$P(F_2 A_1, A_4)=0.368$	$P(F_2 \bar{A}_1, A_4)=0.960$	$P(F_2 A_1, \bar{A}_4)=0.632$	$P(F_2 \bar{A}_1, \bar{A}_4)=0.021$
工作台无法落下	$F_3$	$P(F_3 A_1, A_4)=0.0938$	$P(F_3 \bar{A}_1, A_4)=0.625$	$P(F_3 A_1, \bar{A}_4)=0.571$	$P(F_3 \bar{A}_1, \bar{A}_4)=0.004$
工作台倾斜	$F_4$	$P(F_4 A_4, A_6)=0.757$	$P(F_4 \bar{A}_4, A_6)=0.814$	$P(F_4 A_4, \bar{A}_6)=0.200$	$P(F_4 \bar{A}_4, \bar{A}_6)=0$
漏油	$F_5$	$P(F_5 A_1, A_3)=0.990$	$P(F_5 \bar{A}_1, A_3)=0.963$	$P(F_5 A_1, \bar{A}_3)=0.629$	$P(F_5 \bar{A}_1, \bar{A}_3)=0.008$
工作台震动	$F_6$	$P(F_6 A_1, A_2, A_3, A_4)=0.940$	$P(F_6 \bar{A}_1, A_2, A_3, A_4)=0.920$	$P(F_6 \bar{A}_1, \bar{A}_2, \bar{A}_3, A_4)=0.843$	
		$P(F_6 \bar{A}_1, \bar{A}_2, \bar{A}_3, \bar{A}_4)=0.244$	$P(F_6 \bar{A}_1, A_2, \bar{A}_3, \bar{A}_4)=0.988$	$P(F_6 \bar{A}_1, A_2, A_3, \bar{A}_4)=0.992$	
		$P(F_6 A_1, A_2, A_3, \bar{A}_4)=0.990$	$P(F_6 \bar{A}_1, A_2, \bar{A}_3, \bar{A}_4)=0.952$	$P(F_6 A_1, \bar{A}_2, \bar{A}_3, \bar{A}_4)=0.910$	
		$P(F_6 \bar{A}_1, A_2, \bar{A}_3, A_4)=0.983$	$P(F_6 \bar{A}_1, \bar{A}_2, \bar{A}_3, A_4)=0.975$	$P(F_6 A_1, A_2, \bar{A}_3, A_4)=0.950$	
		$P(F_6 A_1, \bar{A}_2, A_3, A_4)=0.870$	$P(F_6 \bar{A}_1, A_2, \bar{A}_3, A_4)=0.993$	$P(F_6 A_1, \bar{A}_2, A_3, \bar{A}_4)=0.976$	
		$P(F_6 \bar{A}_1, \bar{A}_2, A_3, A_4)=0.943$			

### 3.3 故障动作单元推理诊断

某次故障中, 该数控转台的工作台发生倾斜 ( $F_4$ ), 以此为例, 对引起该现象可能的动作单元进行推理诊断。导致该现象发生的直接动作单元是  $A_4$ 、 $A_6$  动作单元。而导致  $A_4$  动作单元不能正常动作的原因是自身或  $A_3$  动作单元引起,  $A_3$  动作单元不能正常动作的原因是由自身或  $A_2$  动作单元引起;  $A_6$  动作单元不能正常动作的原因由自身或  $A_5$  或  $A_7$  动作单元引起。利用表 2 数据计算在工作台发生倾斜情况下的相关动作单元的后验概率, 最大概率路径即为诊断

结果, 如表 3 所示。

表 3 计算结果

Tab.3 Computing result

证据	单一故障概率	最大组合故障概率	传递路径
$F_4$	$P(A_6 F_4)=15\%$	$P(A_6, \bar{A}_4 F_4)=73\%$	$A_5$ ↓ $A_6$ ↓ $F_4$
	$P(A_4 F_4)=4\%$		
$F_4, A_6$	$P(A_5 F_4, A_6)=52\%$	$P(A_5, \bar{A}_7 F_4, A_6)=83\%$	$F_4$
	$P(A_7 F_4, A_6)=0.28\%$		

### 3.4 动作单元的故障图

由表 3 可以得出,导致  $F_4$  故障发生的动作单元为  $A_6$ , 而导致  $A_6$  动作单元不能正常动作的是  $A_5$  动作单元. 根据分析得到动作单元的传递影响路径为  $A_5-A_6-F_4$ . 为了分析  $A_5$ 、 $A_6$  动作单元之间的故障传递发展过程,现基于  $A_5$ 、 $A_6$  动作单元进行故障图分析,分别如图 7 和表 4 所示.

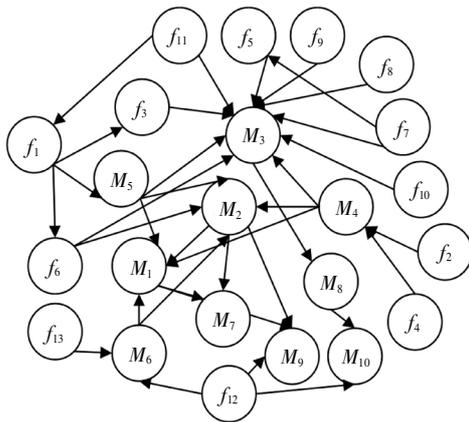


图 7 动作单元故障图

Fig.7 Fault graph of action unit

表 4 动作单元故障模式及原因

Tab.4 Failure model and reason of action unit

编号	元素	故障模式( $M_i$ )与故障原因( $f_i$ )
$M_1$	$A_5$	活塞移动不到位(未到规定位置)
$M_2$	$A_5$	活塞无动作
$M_3$	$A_5$	活塞移动不平稳
$M_4$	$A_5$	活塞漏油
$M_5$	$A_5$	活塞油路堵塞
$M_6$	$A_6$	拉爪卡死
$M_7$	$A_6$	拉爪移动不到位(未到规定位置)
$M_8$	$A_6$	拉爪动作不平稳
$M_9$	$A_6$	拉爪无动作
$M_{10}$	$A_6$	拉爪移动产生噪音
$f_1$	故障底事件	液压油清洁度不好
$f_2$	故障底事件	密封圈损坏
$f_3$	故障底事件	液压油腐蚀金属壁
$f_4$	故障底事件	液压油温度高
$f_5$	故障底事件	管头连接处漏油
$f_6$	故障底事件	油路堵塞
$f_7$	故障底事件	安装配合不好
$f_8$	故障底事件	油箱缺油
$f_9$	故障底事件	液压泵故障
$f_{10}$	故障底事件	过滤网堵塞
$f_{11}$	故障底事件	过滤网损坏
$f_{12}$	故障底事件	拉爪损坏
$f_{13}$	故障底事件	切屑进入

### 3.5 基于动作单元的故障溯源推理

通过前文的分析,结合图 5、6、7 和表 4 的分析,得出:该数控转台出现工作台倾斜这一故障现象的直接原因是动作单元  $A_6$  出现故障不能正常动作,而动作单元  $A_6$  出现不能正常动作的原因除了自身外,还来自于  $A_5$  动作单元的影响,因此需要重点对  $A_5$ 、 $A_6$  动作单元进行检查.经检查发现  $A_6$  动作单元出现无动作( $M_9$ )的情况(正常状况下应该有松开动作),但是拉爪并未损坏;根据图 7 对动作单元内部故障传递发展的描述进行相关排查,发现活塞无动作( $M_2$ )并且活塞外部有液压油渗出( $M_4$ ),因此对活塞进行拆解,发现其密封圈已经损坏( $f_2$ ),和实际情况相符.

## 4 结 论

根据故障在复杂机电产品中的传递发展特点,对整机进行结构化分解得到最基本的动作单元.在此基础上,先建立以动作单元为节点的贝叶斯诊断模型在动作层对故障动作单元及其传递影响过程进行诊断;接着建立故障图对动作单元内部的故障传递发展进行描述,通过对动作层和动作单元内部故障发展过程的刻画和推理诊断,为找出故障的根本原因提供了方向,能够较快地实现故障现象到故障根本原因的溯源,对消除产品故障,提高产品运行效率具有重要意义.

## 参考文献

[1] 孙秋冬,郭维芹,周政新. 发电机绝缘故障模糊诊断专家系统的设计[J]. 电力系统自动化,2006,30(23):94—96.  
SUN Q D, GUO W Q, ZHOU Z X. Fuzzy expert system design for insulation fault diagnosis in generator [J]. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30(23): 94—96. (In Chinese)

[2] 杨苹,吴捷,冯永新. 200 MW 汽轮发电机组振动故障的模糊诊断系统[J]. 电力系统自动化,2001(1):45—49.  
YANG P, WU J, FENG Y X. Fuzzy fault diagnosis system for a 200 MW turbo-generator set [J]. Automation of Electric Power Systems, 2001(1): 45—49. (In Chinese)

[3] 雷亚国,贾峰,孔德同,等. 大数据下机械智能故障诊断的机遇与挑战[J]. 机械工程学报,2018,54(5):94—104.  
LEI Y G, JIA F, KONG D T, et al. Opportunities and challenges of machinery intelligent fault diagnosis in big data era [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(5): 94—104. (In Chinese)

[4] 张家良,曹建福,高峰,等. 基于非线性频谱数据驱动的动态系统故障诊断方法[J]. 控制与决策,2014,29(1):168—171.

- ZHANG J L, CAO J F, GAO F, *et al.* Fault diagnosis approach of dynamic system based on data driven of nonlinear spectrum [J]. *Control and Decision*, 2014, 29(1): 168—171. (In Chinese)
- [5] BOUCHACHIA A. Adaptive computational intelligence for dynamical system [C]//Intelligence for Nonlinear Dynamics and Synchronization. France, Atlantis: Atlantis Press, 2010: 3—20.
- [6] 任岩, 毕亚雄, 王德宽, 等. 风电机组传动链的故障树智能诊断技术[J]. 排灌机械工程学报, 2016, 34(4): 328—331.  
REN Y, BI Y X, WANG D K, *et al.* Fault tree intelligent diagnosis technology for wind turbine drivetrain [J]. *Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering*, 2016, 34(4): 328—331. (In Chinese)
- [7] 姜万录, 刘思远. 多特征信息融合的贝叶斯网络故障诊断方法研究[J]. 中国机械工程, 2010, 21(8): 940—945.  
JIANG W L, LIU S Y. Fault diagnosis approach study of Bayesian networks based on multi-characteristic information fusion [J]. *Chinese Mechanical Engineering*, 2010, 21(8): 940—945. (In Chinese)
- [8] 李宏梅, 佟为明, 程树康. 基于贝叶斯网络的信息融合汽车网络故障诊断方法[J]. 汽车工程, 2015, 37(10): 1190—1194.  
LI H M, TONG W M, CHEN S K. Fault diagnosis method of automotive Network with Bayesian network-based Information Fusion [J]. *Automotive Engineering*, 2015, 37(10): 1190—1194. (In Chinese)
- [9] 李金艳, 余忠华, 徐宣国. 信息不完备情况下多因素工序质量诊断方法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2016, 48(7): 88—93.  
LI J Y, YU Z H, XU X G. Diagnosis method of multi-cause process quality under incomplete information [J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2016, 48(7): 88—93. (In Chinese)
- [10] 王瑛, 李菲. 基于集成权重和贝叶斯模型的科技奖励评价[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2016, 43(7): 151—156.  
WANG Y, LI F. Evaluation of science and technological achievements based on integrated weight and Bayesian network [J]. *Journal of Hunan University (Natural Sciences)*, 2016, 43(7): 151—156. (In Chinese)
- [11] 陈东宁, 姚成玉. 基于模糊贝叶斯网络的多态系统可靠性分析及在液压系统中的应用[J]. 机械工程学报, 2012, 48(16): 175—183.  
CHEN D N, YAO C Y. Reliability analysis of multi-state system based on fuzzy Bayesian networks and application in hydraulic system [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2012, 48(16): 175—183. (In Chinese)
- [12] 宋志平, 李应红, 屈裕安. 描述复杂系统故障关系的条件故障图[J]. 系统工程与电子技术, 2003, 25(1): 116—118.  
SONG Z P, LI Y H, QU Y A. Conditional trouble graph for describing fault relation of a complex system [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2003, 25(1): 116—118. (In Chinese)
- [13] 刘勇, 蒲树祯, 曹泽翰, 等. 基于故障图模型的故障诊断方法研究[J]. 小型微型计算机系统, 2006, 27(9): 1741—1745.  
LIU Y, PU S Z, CAO Z H, *et al.* Research on fault diagnostic method based the fault graph model [J]. *MiNi-Micro Systems*, 2006, 27(9): 1741—1745. (In Chinese)
- [14] 韩光臣, 孙树栋, 王军强, 等. 复杂系统模糊概率故障图模型研究[J]. 中国机械工程, 2005, 16(9): 801—804.  
HAN G C, SUN S D, WANG J Q, *et al.* Research on fault graph model of complex system based on fuzzy probability [J]. *Chinese Mechanical Engineering*, 2005, 16(9): 801—804. (In Chinese)
- [15] RAN Y, ZHANG G B, ZHANG L. Quality characteristic association analysis of computer numerical control machine tool based on meta-action assembly unit [J]. *Advances in Mechanical Engineering*, 2016, 8(1): 1—10.
- [16] 姜洪权, 王金宇, 高建民, 等. 面向复杂系统故障溯源的SDG-FG模型建模方法[J]. 计算机集成制造系统, 2015, 21(3): 749—757.  
JIANG H Q, WANG J Y, GAO J M, *et al.* Modeling method for SDG-FG model oriented to fault root causes tracing analysis of complex electromechanical system [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2015, 21(3): 749—757. (In Chinese)
- [17] WEBER P, MEDINA O G, SIMON C, *et al.* Overview on Bayesian networks applications for dependability, risk analysis and maintenance area [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2012, 25(4): 671—682.
- [18] ZHAO S Q. Power distribution system reliability evaluation by D-S evidence inference and Bayesian network method [C]//Proceedings of the IEEE 11th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems. Singapore: IEEE, 2010: 654—658.
- [19] MAHADEVAN S, ZHANG R, SMITH N. Bayesian network for system reliability reassessment [J]. *Structural Safety*, 2001, 23: 231—251.