DOI: 10.3901/JME.2015.07.091

基于主观贝叶斯推理的多传感器分布式故障检测融合方法*

徐小力^{1,2} 刘秀丽¹ 蒋章雷¹ 任彬³

- (1. 北京理工大学机械与车辆学院 北京 100081;
2. 北京信息科技大学现代测控教育部重点实验室 北京 100192;
3. 石家庄铁道大学机械工程学院 石家庄 050000)

摘要: 针对复杂数控加工中心故障预测中各传感器检测信息呈现不确定性的问题, 提出基于不确定性推理的多传感器分布式检测融合算法。该算法通过利用主观贝叶斯推理, 获取局部检测装置的判决规则, 并选取合适的局部判决规则送到融合规则中心, 将来自不同传感器的观测数据进行综合分析, 最后产生全局判决。以复杂立式加工中心为对象建立测试平台, 利用多传感器样本获取方法进行机床不同运行状态及运行环境下的故障样本获取试验。试验表明在含有大量不确定性信息的故障诊断系统中, 基于主观贝叶斯推理的分布式检测融合算法具有故障信息识别率高、诊断速度快的优点, 其诊断错误率明显低于单个传感器的诊断错误率, 且诊断错误率要低于串行分布式检测融合算法。

关键词: 复杂数控加工中心; 主观贝叶斯推理; 故障检测; 多传感器信息融合
中图分类号: TH17

Multi-sensor Distributed Fault Detection Method Based on Subjective Bayesian Reasoning

XU Xiaoli^{1,2} LIU Xiuli¹ JIANG Zhanglei¹ REN Bin³

- (1. School of Mechanical and Vehicle Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081;
2. Key Laboratory of Modern Measurement & Control Technology of Ministry of Education, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192;
3. School of Mechanical Engineering, Shijiazhuang Railway University, Shijiazhuang 050000)

Abstract: Each sensor detects information presents problems under uncertainty in computerized numerical control(CNC)machining center fault prediction. Aiming at this problem, multi-sensor distributed fault detection method based on uncertainty reasoning is proposed. The algorithm by using subjective Bayesian reasoning, acquire the local detection device of decision rules, and select the local decision rules suitable to the fusion center, finally a global decision is produced. The complex vertical machining center as an example, the distributed multiple sensor fault detection platform is built. Fault sample is acquired using multi-sensor sample on different machine running state and running environment. Experiments show that in the fault diagnosis system contains a lot of information uncertainty, distributed detection fusion algorithm based on subjective Bayesian inference has the advantages of high recognition rate of fault information, diagnosis speed. Diagnosis error rate of multi-sensor distributed detection fusion algorithm is significantly lower than that of single sensor and the serial structure.

Key words: CNC machine center; subjective Bayesian reasoning; fault detection; multi-sensor information fusion

0 前言

由于复杂数控加工中心加工环境的复杂性、传感器本身的局限性, 以及信息获取技术的不完善性

等因素, 经常会使获得的故障信息呈现出随机性、低信噪比、不完全等多种不确定性问题, 同时, 加工中心的大型化与复杂化必然会带来信息获取手段的多样化, 使信息类型更繁多、表现形式更复杂。在面向复杂数控加工中心的检测和诊断过程中, 仅仅依靠单一传感器提供的信息已经无法满足需要。所以, 通过引入多传感器分布式检测理论, 从不确

* 国家自然科学基金资助项目(51275052)。20140406 收到初稿, 20140917 收到修改稿

定性信息的表示与推理方法上研究多信息检测获取技术,增进不确定性信息的处理效果,以获得更为准确的检测与诊断结果,显得更具意义。目前,不确定性推理方法在故障诊断预测的应用研究中,杨天社等^[1]应用包含度理论、粗糙集理论和证据推理进行了卫星故障检测;王飞月^[2]提出了将贝叶斯网络技术应用用于牵引变流器故障预测的全新方法,并用来挖掘数据之间的潜在关系,尹晓伟等^[3]提出一种基于 BN 的多状态系统可靠性建模与评估的新方法;姜辉等^[4]提出基于贝叶斯推断的 LV-SVM 模型来预测数控机床的主轴热漂移。测控技术教育部重点实验室在这方面进行了有益的探索^[5-9]。

针对复杂数控加工中心的故障呈现非线性、非平稳性、弱信息提取困难等不确定性特点,本文提出了一种基于不确定性推理的多传感器分布式检测融合方法。该方法以主观贝叶斯推理为基础,建立局部判决规则获取模型,产生全局判决。较传统的单一传感器检测分析方法,该方法具有故障信息识别率高、诊断速度快等优点,为复杂数控加工中心多信息融合故障诊断研究提供可靠样本数据。

1 复杂数控加工中心不确定性信息的描述

1.1 基本思想

多传感器检测融合系统是将来自不同传感器的观测数据进行综合分析,在同一环境或者时间下形成更完全、更精确的判断。检测系统分为两种类型:集中式和分布式。两种类型具有相近的性能,但是分布式检测比集中式检测更具有可靠性高、造价低、通信量小、生成能力强等优点。在许多应用中,应用多传感器分布式检测具有一定吸引力^[10-11]。

不确定性推理是目标准确识别和属性信息融合的基础,是建立在一种非经典逻辑基础上的基于不确定性知识的推理。不确定性推理方法从初始不确定性信息出发,通过运用不确定性知识,推出具有一定程度合理的或近似合理的结论。将不确定性推理方法应用于多传感器分布式检测系统中,能够提高多传感器的判决能力,从而使融合系统的检测性能达到最优^[12]。其系统设计框图如图 1 所示。

并行结构的分布式检测融合模型是多传感器融合系统中较为常用的一种方法。基于 Neyman-Pearson(NP)准则进行优化分布式检测,是将终端融合中心的虚警概率限定在某一可以接受的范围,寻求最优的局部判决准则和融合准则,使融

合中心的检测概率最大化,即全局最优化。存在两种形式的优化:一种是在给定融合准则的条件下优化局部判决准则;另一种是在给定局部判决准则的条件下优化融合准则,多传感器检测是否统计独立对最后的融合结果具有明显的影响。

图 1 不确定性信息的多传感器分布式检测系统框图

1.2 不确定性信息的描述

在复杂数控加工中心运行系统中,信息的不确定性可以描述为 $A \rightarrow B, f(B, A)$, 其中, $f(B, A)$ 可以是数值的,也可以是非数值的,表示当前提 A 为真时对应结论 B 为真的影响程度。 $f(B, A)$ 也可以称为信息强度。对于 $f(B, A)$ 重要的三个问题是:① 前提 A 为真,则结论 B 为真时, $f(B, A)$ 为何种状态;② 前提 A 为真,则结论 B 为假时, $f(B, A)$ 为何种状态;③ 前提 A 对结论 B 无任何影响时, $f(B, A)$ 为何种状态。

相应的,假设对事件 A 的不确定描述为 $f(A)$,用来表示 A 为真的程度。则对于 $f(A)$ 存在三个问题:① A 为真时,求 $f(A)$ 的解;② A 为假时,求 $f(A)$ 的解;③ 对 A 未知情况时,求 $f(A)$ 的解。由此可知,信息的不确定性度量是主观确定的,表现形式与概率是不同的。因此,建立不确定性信息推理模型是提高对不确定性信息处理效果的重要工具。

主观贝叶斯理论是不确定性信息推理方法的重要工具,它以概率论中的贝叶斯公式为理论基础,在处理不确定性信息时,更新了先验概率为后验概率,实现不确定性的逐级传递^[13]。

1.3 不确定性信息的分类

复杂数控加工中心加工环境的复杂性、传感器

系统本身的局限性、信息获取技术的不完善性等因素，常常会引起所获得的信息呈现出随机、非精确、不完全等多种不确定性。这里的不确定性是指观测者或者观测装置不能确定待观测事物状态的判断与事物真实状态之间的关系，在对系统辨识方面存在偏差。根据复杂数控加工中心的故障特点对不确定性信息进行分析如下。

(1) 检测装置所获取的信息常常是狭义不确定的。比如“主轴轴承以 70%置信度引起主轴偏心故障”就是一条狭义不确定性信息，即信息虽然是精确的，却是狭义不确定的。因为概率不能达到 100%，这说明除了主轴轴承，由于其他因素也会引起主轴偏心故障发生。通常，信息源所提供的信息是具有狭义不确定性和非精确性的。一般来说，信息的非精确性越小，其不确定性就越大；反之，信息的精确性越大，其不确定性就越小。两者关系是满足“信息极大化准则”，即当一方增强，另一方势必减弱^[14]。在实际系统中，得到信息源所提供的原始数据后，进行相应的数据预处理，根据实际问题需要来获取精确性高或者确定性高的信息。

(2) 另一类不确定性信息是不完整性信息，可以表示为当某一故障发生在没有足够统计信息的情况下时，无法知道该故障发生的概率，而只能知道发生的可能性。比如，振动信号频谱分析时出现突变可能会发生 N 个故障，其中 $N \in \{A, B, C, \dots\}$ 。也就是说，决策者所掌握的信息不足以确定真实的故障发生状态。

(3) 不确定性信息还表示为不协调性信息。不协调性是指存在于两条或者多条信息之间，这些信息也许都是来自不同检测装置的精确和确定的信息，但是仍然会存在不协调性。比如，两个不同检测系统对机床加工工件精度退化的判断分别是主轴回转误差较大和刀具磨损故障，尽管两个检测系统分别得到的结果都是确定的，但是它们之间仍是存在不协调性。如果有其他检测信息给予支持，就能得到更加精确性的信息。

2 主观贝叶斯推理分布式检测算法

2.1 多传感器分布式检测数学模型

主观贝叶斯方法中信息的不确定性描述是用概率表示的。当信息是不确定的时候，令 E' 表示初始证据 E 的信息， $P(E|E')$ 表示 E 的不确定值， $P(H|E')$ 表示不确定信息对结论 H 的影响程度。不确定信息 E' 为假时 H 的后验概率为

$$O(H|\bar{E}') = \frac{P(H|\bar{E}')}{P(\bar{H}|\bar{E}')} = \frac{P(\bar{E}'|H)}{P(\bar{E}'|\bar{H})} O(H) = LNO(H) \quad (1)$$

式中， LN 被称为必要性因子。 $O(H|\bar{E}')$ 表示当不确定信息 E' 为假时对结论 H 的影响程度。

分布式检测问题的基本数学模型是基于统计中的二元假设理论。设 H_1 和 H_0 分别表示故障目标的存在和故障目标不存在的假设。假定有 n 个传感器，各个传感器的观测都是统计独立的，第 i 个传感器获取的决策为 u_i ， $i=1, 2, \dots, n$ ，其中存在

$$u_i = \begin{cases} 0 & H_0 \\ 1 & H_1 \end{cases} \quad (2)$$

设第 i 个传感器的虚警概率和检测概率分别为 P_f 和 P_d ，各个传感器获取决策 u_i 之后，将决策 u_i 送到终端融合诊断中心。基于各个传感器的局部判决，系统终端融合中心给出系统级决策 u ，即

$$u = g(u_1, u_2, \dots, u_n) = \begin{cases} 0 & H_0 \\ 1 & H_1 \end{cases} \quad (3)$$

H_1 和 H_0 两种假设的先验概率分别为 $P(H_0) = P_0$ 和 $P(H_1) = P_1$ ，当假设 $H_j (j=0, 1)$ 为真时，判断接受假设 $H_j (j=0, 1)$ 的代价为 C_{ij} ，其中 P_j 和 C_{ij} 都为不确定数。利用贝叶斯最小风险准则进行分布式判决融合，可以按照处理确定性信息那样得到分布式检测融合算法为

$$\sum_{i=1}^n w_i v_i = \begin{cases} > \ln A & H_1 \text{ 为真} \\ < \ln A & H_0 \text{ 为真} \end{cases} \quad (4)$$

$$A = \frac{P_0(C_{10} - C_{00})}{P_1(C_{01} - C_{11})} \quad (5)$$

$$w_i = \begin{cases} \lg \frac{p_d}{p_f} & u_i = 1 \\ \lg \frac{1-p_f}{1-p_d} & u_i = 0 \\ i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (6)$$

显然 A 是不确定的，如果按照式(4)进行分布式检测融合判决，就会涉及到模糊数值处理问题。因此，采用基于主观贝叶斯不确定性推理方法进行去模糊处理。

在主观贝叶斯方法中，如果有 n 条证据都支持一个结论 H ，而这些证据 $E_1, E_2, \dots, E_n$ 都具有一定的不确定性，即 $0 < P(H|\bar{E}) < 1$ 。则根据观察 S 计算后验概率公式为

$$P(H|S) = P(H|E)P(E|S) + P(H|\bar{E})P(\bar{E}|S) \quad (7)$$

这样, 当用初始证据进行推理时, 根据公式就可以得到 $P(H/S)$ 。

对于 n 条证据支持相同结论的情况下, 且证据 $E_i (i=1, 2, \dots, n)$ 都有相应的观察 S_i 与之相对应, 则按照式(1)求出所有假设结论下的后验概率为

$$\begin{aligned} O(H|E_1, E_2, \dots, E_n) &= \frac{O(H|S_1)}{O(H)} \times \\ &\frac{O(H|S_2)}{O(H)} \times \dots \times \frac{O(H|S_n)}{O(H)} \times O(H) \end{aligned} \quad (8)$$

2.2 建立局部判决规则

对于并行结构多传感器分布式检测融合系统来说, 主观贝叶斯不确定性推理获取最小化全系统运行的风险函数 $R(\Gamma)$, 其判决规则集合可以表示为 $\Gamma = \{r_1, \dots, r_n\}$, 其中 $r_i (i=1, 2, \dots, n)$ 表示局部检测装置的判决规则。局部检测装置所观测到的信息用 $y_i (i=1, 2, \dots, n)$ 表示, 并且假设它们的条件概率密度 $f(y_1, y_2, \dots, y_n | H_j) (j=0, 1)$ 为已知。每个局部检测装置基于本身观测信息 y_i 所做出的局部判决为 $u_i (i=1, 2, \dots, n)$ 。则存在

$$u_i = r_i(y_i) \quad i=1, 2, \dots, n \quad (9)$$

和

$$u_0 = r(u_1, u_2, \dots, u_n) \quad (10)$$

因此, 所希望得到的最小化主观贝叶斯风险函数 $R(\Gamma)$ 可表示为

$$R(\Gamma) = \sum_{i=0}^1 \sum_{j=0}^1 L_{ij} P_j O(H_i | H_j) \quad (11)$$

式中, L_{ij} 为当 H_j 为真时整个系统判决为 H_i 的概率, P_j 为假设 H_j 的先验概率 ($i, j=0, 1$), 通过结合检测装置 i 的虚警 P_f 、漏警 P_m 和检测概率 P_d [15], 可以将式(11)表示为

$$\begin{aligned} R(\Gamma) &= L_{01}(1 - P_0) + L_{00}P_0 + L_f \sum_u O(u_0 = 1 | u) \times \\ &O(u | H_0) - L_d \sum_u O(u_0 = 1 | u) O(u | H_1) \end{aligned} \quad (12)$$

式中, $L_f = P_0(L_{10} - L_{00})$, $L_d = (1 - P_0)(L_{01} - L_{11})$ 。

通过式(12)就可以获得局部检测装置的判断规则, 设计融合系统。这种并行结构的分布式检测系统可以被看作是由两个成员组成的队。融合中心是一组队, 另一组队是由不同的局部检测装置组成的, 当优化其中一个局部检测装置 k 的时候, 可以假定其他成员已经被设计好并保持固有状态。一般情况下, 为获取局部检测装置的判决规则, 并且确保全

局最优解, 需要通过风险函数 $R(\Gamma)$ 获得。因此, 得到局部检测装置的判决规则如下。

(1) 当 $u_k = 1$ 时, 即检测装置 k 判决目标模式 H_0 成立, 则

$$\begin{aligned} f(y_k | H_1) \sum_{u^k} f_{Y_k} A(u^k) L_d O(u^k | Y^k) f(Y^k | y_k, H_1) \times \\ dY^k > f(y_k | H_0) \sum_{u^k} f_{Y_k} A(u^k) L_f O(u^k | Y^k) \times \\ f(Y^k | y_k, H_0) dY^k \end{aligned} \quad (13)$$

(2) 当 $u_k = 0$ 时, 即检测装置 k 判决目标模式 H_0 不成立, 则

$$\begin{aligned} f(y_k | H_1) \sum_{u^k} f_{Y_k} A(u^k) L_d O(u^k | Y^k) f(Y^k | y_k, H_1) \times \\ dY^k < f(y_k | H_0) \sum_{u^k} f_{Y_k} A(u^k) L_f O(u^k | Y^k) \times \\ f(Y^k | y_k, H_0) dY^k \end{aligned} \quad (14)$$

$$u^k = (u_1, u_2, \dots, u_n)$$

$$A(u^k) = O(u_0 = 1 | u^{k1}) - O(u_0 = 1 | u^{k0})$$

$$Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)' \quad Y^k = (y_1, y_2, \dots, y_n)'$$

$$u^{kj} = (u_1, u_2, \dots, u_k = j, \dots, u_n)' \quad j=0, 1$$

如此下去, 系统可以获取到 n 个判决方程, 选取合适的局部判决规则被送到融合规则中心, 把它们组合在一起产生全局判决。其中, 对于分布式检测性能的最优问题, 涉及到融合中心及各个传感器判决规则的全局最优化问题。针对全局最优化问题可以分两步来解决。

(1) 如果各个传感器的判决规则已经确定, 求解融合中心的最优融合规则。

(2) 如果融合规则已经确定, 求解各传感器的最优判决规则, 然后求解融合中心及各个传感器的最优判决规则, 使系统获得诊断错误率最小的最优判决规则。

定理 1 假设各个传感器的判决规则已经确定, 则使系统诊断错误率达到最小的最优融合规则应满足

$$\begin{aligned} H_1 &< A(u) < H_0 \\ H_0 &< T < H_1 \end{aligned} \quad (15)$$

式中, $A(u)$ 为融合中心观测量的似然比, 即 $A(u) = P(u | H_1) / P(u | H_0)$, $T = L_f / L_d$ 是判决门限。

定理 2 假设融合中心规则已经确定, 则使系统诊断错误率达到最小的各个传感器的最优判决规则应满足

$$H_1 < f_{Y_k}(y_k | H_1) \sum_{u_i} L_d A(u_i) P(u_i | y_k H_1) < H_0$$
$$H_0 < f_{Y_k}(y_k | H_0) \sum_{u_i} L_f A(u_i) P(u_i | y_k H_0) < H_1 \quad (16)$$
$$u_i = (u_1, u_2, \cdots, u_n)$$
$$A(u_i) = P(u_0 = 1 | u_i, u_k = 1) - P(u_0 = 1 | u_i, u_k = 0) \quad k=1, 2, \cdots, n$$

3 试验验证及分析

面向复杂立式加工中心进行高速铣刀严重磨损故障模拟试验研究，在试验台上设计三种局部检测装置，分别为电涡流传感器、声发射传感器和精度测量传感器。试验刀具使用 V8 的四齿端铣刀，工件采用尺寸为 203 mm×49 mm×102 mm 的 45 钢，设置主轴转速为 2 000 r/min，进给量为 500 mm/min，切削深度为 0.1 mm。本试验主要目的是验证基于不确定性推理的多传感器分布式检测融合方法在机床刀具磨损故障在线检测中的应用效果。通过多传感器分布式检测装置采集机床运行状态时的不确定性信息，利用检测与判决融合方法验证故障诊断结果的准确性、有效性与可靠性。

设计由 5 个局部检测装置(1 个电流传感器、2 个声发射传感器、2 个振动传感器)组成的并行结构检测融合系统，且各局部检测装置在同一故障模式下都是独立和同分布的进行检测。

传感器的安装需要考虑到采集信号的最佳效果。振动传感器采用的垂直安装，从而能够更加全面的监测铣削加工过程中的振动信息。声发射传感器安装于铣削加工行程的两端侧面，做到覆盖加工的整个范围。电流传感器安装于机床后盖内主轴电动机电源线处。安装如图 2、3 所示。

图 2 振动传感器和声发射传感器的安装

本文采用同位级正交试验来设计试验方案。影响铣削力系数模型的参数有切削速度即主轴转速 v 、切削深度 b 、进给量即进给速度 v ，因此试验因素数取为 3，每个因素取 3 个位级，从而得到同位级正交表，最终的到试验方案，如表 1 所示。

图 3 电流传感器的安装

表 1 监测试验方案

序号	刀具 磨损 程度	主轴转速/ (r/min)	切削深度/ mm	进给速度/ (mm/min)
1	新刀	2 000	0.10	500
2	新刀	2 500	0.15	800
3	新刀	3 000	0.20	1 000
4	正常 磨损	2 000	0.15	1 000
5	正常 磨损	2 500	0.20	500
6	正常 磨损	3 000	0.10	800
7	严重 磨损	2 000	0.20	800
8	严重 磨损	2 500	0.10	1 000
9	严重 磨损	3 000	0.15	500

对振动信号分为几个频段，进行小波能量提取，可以得出结论：在 0~500 Hz、2 500~3 000 Hz、3 500~4 000 Hz、7 000~7 500 Hz 这几个频段处，振动信号的能量与刀具磨损量成正比关系。部分数据如表 2 所示。

表 2 振动时频特征参量

刀具状态	均值	方差	能量/kJ	均方值
正常磨损	-0.003 81	0.000 05	8.423 5	0.005 54
	-0.003 45	0.000 03	12.115 2	0.005 62
	-0.003 62	0.000 04	13.885 6	0.007 13
严重磨损	-0.003 25	0.000 05	29.654 8	0.009 42
	-0.003 77	0.000 11	33.885 4	0.010 38
	-0.003 75	0.000 09	44.745 7	0.011 77

对声发射(Acoustic emission, AE)信号进行小波分析，可知随刀具磨损加剧，信号频率质心、电压方均根值(Root mean square, RMS)及平均信号电平值(Average signal level, ASL)产生明显变化，随磨损加剧此三个参量都有明显的增加。部分数据如表 3 所示。

表 3 AE 信号频谱分析结果

特征参量	刀具状态	频率质心/kHz	RMS/V	ASL/dB
主要范围	刀具完好	108~116	0.73~0.87	80~81
		148~195	0.94~1.30	82~85
	正常磨损	149~165	0.60~0.97	78~82
		167~186	0.76~0.97	79~83
	严重磨损	182~223	1.00~1.60	83~86
		180~208	2.20~2.50	83~90

对电流传感器所采信号进行分析,发现主轴电流信号与刀具磨损状态有很好的 consistency,随着刀具磨损加剧,主轴电流信号幅值信号变化较明显。

计算各局部检测装置在试验模拟故障状态下观测的条件概率密度,在故障模式下和非故障模式下,所有检测装置的均值分别设定为 0 和 1。在每个局部检测装置的观测统计量相同情况下,各个局部检测装置的阈值被约束为相等的,则在复杂立式加工中心关键功能部件检测装置各自独立的情况下,即

$$f(y|H_1) = \prod_{i=1}^N f(y_i|H_j) \quad j=0,1$$

式中, H_0 表示高速铣刀无故障, H_1 表示高速铣刀严重磨损,则阈值检验可以表示为

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{f(y_k|H_1)}{f(y_k|H_0)} \geq \frac{\sum_{u^k} L_f A(u^k) \prod_{i=1, j \neq k}^n O(u_i|H_0)}{\sum_{u^k} L_d A(u^k) \prod_{i=1, j \neq k}^n O(u_i|H_1)} \quad \text{故障发生} \\ \frac{f(y_k|H_1)}{f(y_k|H_0)} < \frac{\sum_{u^k} L_f A(u^k) \prod_{i=1, j \neq k}^n O(u_i|H_0)}{\sum_{u^k} L_d A(u^k) \prod_{i=1, j \neq k}^n O(u_i|H_1)} \quad \text{故障未发生} \end{array} \right. \quad (17)$$

依据式(17)可以得出融合规则为

$$\left\{ \begin{array}{l} \prod_{i=1}^n \frac{O(u_i|H_1)}{O(u_i|H_0)} \geq \frac{L_f}{L_d} \quad \text{故障发生} \\ \prod_{i=1}^n \frac{O(u_i|H_1)}{O(u_i|H_0)} < \frac{L_f}{L_d} \quad \text{故障未发生} \end{array} \right. \quad (18)$$

图 4a 给出阈值曲线的变化与各个融合规则转换的对应门限值,通过最小化分险准则计算得到的融合诊断结果如图 4b 所示。其中横坐标 P_0 表示的是高速铣刀严重磨损发生的先验概率。

随着复杂立式加工中心检测装置数量的增多,系统检测性能是有所提高的。从图 5 中可以看出,对于 1 个、3 个和 5 个局部检测装置组成的并行结

构融合网络,故障诊断的错误率是逐渐降低的。

(a) 阈值与 P_0 的关系 (b) 诊断错误率与 P_0 变化的关系

图 4 主观贝叶斯推断分布式检测诊断结果错误概率图

(a) 阈值与 P_0 的关系 (b) 诊断错误率与 P_0 变化的关系

图 5 串行分布式检测诊断结果错误概率图

上述面向复杂数控加工中心的主观贝叶斯推断分布检测融合技术是以检测装置并行结构模式进行检测与融合分析。一般情况下, 分布式检测融合结构模型还会用到串行结构。利用多传感器串行网络模式进行分布式检测与融合计算, 得到融合结果与 P_0 关系曲线图, 如图 5 所示。

对比图 4 与图 5 可以明显看出, 在传感器数目相同的前提下, 主观贝叶斯分布式检测诊断方法的诊断错误率要明显小于串行分布式检测诊断结果的错误概率。

4 结论

(1) 针对高档数控机床各传感器检测信息包含大量不确定性问题, 提出基于不确定性推理的多传感器分布式检测融合算法。该算法通过利用主观贝叶斯推理, 获取局部检测装置的判决规则, 并选取合适的局部判决规则送到融合规则中心, 最后产生全局判决。

(2) 将该方法运用于复杂数控加工中心铣刀的故障检测中, 结果表明该方法具有良好的实用性, 且随着局部检测装置的增多, 诊断的错误率逐渐降低。

(3) 将该方法与串行分布式检测方法进行比较, 明显发现同样传感器数目的前提下, 该方法的诊断错误率明显较低。

参 考 文 献

- [1] 杨天社, 李怀祖, 曹雨平. 不确定性推理理论在卫星故障检测和诊断中的应用[J]. 中国工程科学, 2003, 5(2): 68-72.
YANG Tianshe, LI Huaizu, CAO Yuping. Application of uncertainty reasoning theory in satellite fault detection and diagnosis[J]. Engineering Science, 2003, 5(2): 68-72.
- [2] 王飞月. 基于贝叶斯网络的机车牵引变流器故障预测[D]. 北京: 北京交通大学, 2012.
WANG Feiyue. Fault prediction based on Bayesian network for traction converter[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2012.
- [3] 尹晓伟, 钱文学, 谢里阳. 基于贝叶斯网络的多状态系统可靠性建模与评估[J]. 机械工程学报, 2009, 45(2): 206-212.
YIN Xiaowei, QIAN Wenxue, XIE Liyang. Multi-state system reliability modeling and assessment based on Bayesian networks[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2009, 45(2): 206-212.
- [4] 姜辉, 杨建国, 姚小栋, 等. 数控机床主轴热漂移误差基于贝叶斯推断的最小二乘支持向量机建模[J]. 机械工程学报, 2013, 49(15): 115-121.
JIANG hui, YANG Jianguo, YAO Xiaodong, et al. Modeling of CNC machine tool spindle thermal distortion with LS-SVM based on Bayesian inference[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(15): 115-121.
- [5] 徐小力, 王红军. 大型旋转机械运行状态趋势预测[M]. 北京: 科学出版社, 2011.
XU Xiaoli, WANG Hongjun. Large rotating machinery running trend forecasting[M]. Beijing: Science Press, 2011.
- [6] 陈涛. 大型旋转机械非线性非平稳故障预测关键技术研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2010.
CHEN Tao. Study on key technologies of nonlinear and nonstationary fault prediction for large rotating machinery[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2010.
- [7] 徐小力, 蒋章雷, 任彬, 等. 基于 Birgé-Massart 阈值的烟气发电机组状态特征弱信息提取方法[J]. 机械工程学报, 2012, 48(12): 7-12.
XU Xiaoli, JIANG Zhanglei, REN Bin, et al. Extract method of flue gas generator set state feature weak information based on Birgé-Massart threshold[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(12): 7-12.
- [8] XU Xiaoli, ZHU Chunmei, ZHANG Jianmin. Trend prediction method based on the largest lyapunov exponent for large rotating machine equipments[J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2009, 18(4): 433-436.
- [9] XU Xiaoli, REN Bin. Constructing high-end CNC fault knowledge base based on wavelet packet and rough sets[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(6S): 161-165.
- [10] 蒋铁珍. 分布式检测多目标融合算法研究[J]. 中国电子科学研究院学报, 2010, 5(6): 594-598.
JIANG Tiezhen. Research on multi-target fusion algorithm for distributed detection[J]. Journal of CAEIT, 2010, 5(6): 594-598.
- [11] MARIA PIA F, AGOSTINO MARCELLO M, WALTER U. A distributed fault detection approach for industrial systems[C]// IFAC Secretariat, Bucharest, Romania, 2012, 14: 291-296.
- [12] 李强, 徐建政. 基于主观贝叶斯方法的电力系统故障诊断[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(15): 46-50.
LI Qiang, XU Jianzheng. Power system fault diagnosis based on subjective Bayesian approach[J]. Automation of

Electric Power Systems, 2007, 31(15): 46-50.

- [13] 徐晓滨. 不确定性信息处理的随机集方法及在系统可靠性评估与故障诊断中的应用[D]. 上海: 上海海事大学, 2009.

XU Xiaobin. Random set method of uncertain information processing and application in the evaluation and fault diagnosis in system reliability[D]. Shanghai: Shanghai Maritime University, 2009.

- [14] MURPHY C. Combining belief functions when evidence conflicts[J]. Decision Support Systems, 2000, 29(1): 1-9.

- [15] 胡友前. 基于 Web 的数控设备维修管理与专家诊断系

统开发[D]. 沈阳: 东北大学, 2006.

HU Youqian. CNC equipment maintenance management and diagnostic expert system development based on web[D]. Shenyang: Northeastern University, 2006.

作者简介: 徐小力, 男, 1951 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为机电系统故障诊断与故障预报。

E-mail: xuxiaoli@bistu.edu.cn

刘秀丽, 女, 1985 年出生, 博士研究生。主要研究方向为机电设备运行状态监控检测技术。

E-mail: liuxiuliw@163.com

第 4 届上银优秀机械博士论文奖——优秀奖

液体超滑的探索及其机理研究

作者: 李津津

毕业学校: 清华大学

指导教师: 雒建斌

超滑概念自从提出以来就一直吸引着各个领域的研究者的广泛关注。对超滑规律和机理的研究, 不仅对探索摩擦和润滑的本质具有重要的意义, 而且在传统机械润滑系统和纳米机械系统方面具有重要的工程应用价值。本文以液体超滑为主题, 从试验上探索了新型的液体超滑材料并分析了液体超滑的规律和机理。

首先, 利用摩擦自锁的原理设计了一个新型的测量摩擦因数的装置, 发现了莼菜粘液的超滑特性。结果表明莼菜粘液与玻璃表面之间的摩擦因数为 0.005。通过进一步试验, 发现超滑与粘液的分子结构和粘液中的水分子密切相关。微观结构分析表明粘液是一种含有很多纳米薄片结构的多糖凝胶。其超滑的机理归因于在这些聚合物薄片之间形成了流动性很好的水合层。

其次, 发现了磷酸溶液的超滑特性, 它能够实现 0.004 的超低摩擦因数。分析了超滑的磨合过程和磨合机理, 并将超滑的磨合过程划分为 2 个阶段。对第一阶段而言, 它是磷酸实现超滑的必要条件, 其磨合机理与溶液中的氢离子密切相关。提出了氢离子润滑模型, 即磨合过程中的氢离子与摩擦副表面发生摩擦化学反应(表面质子化)使表面带正电荷是摩擦因数减小的主要原因。对第二阶段而言, 它不是磷酸实现超滑的必要条件, 其磨合过程主要与自由水的挥发有关。

第三, 建立了磷酸超滑的润滑模型。通过对磷酸超滑过程中的接触区形态的分析和摩擦副表面的分析, 提出了一种 3 层结构的超滑模型, 即 stern 层、具有氢键网络结构的磷酸吸附膜和自由水分子层。此外, 还建立了磷酸超滑的存在范围, 即当载荷小于 4.5 N, 速度大于 0.009 6 m/s, 温度为 25~80 °C, 湿度为 10%~70%, 溶液 pH 为 0.75~2.00, 摩擦副为二氧化硅(玻璃)、氮化硅和蓝宝石时, 超滑可以实现。

最后, 根据磷酸超滑的机理及其条件, 将磷酸超滑体系进行了推广, 发现了基于甘油与酸混合溶液的超滑特性。研究表明, 超滑与甘油溶液的浓度和酸溶液的 pH 密切相关, 只有当甘油溶液的浓度 $\leq 40\%$ 且酸溶液的 pH ≤ 1 时, 超滑才可以实现。试验还发现其超滑机理与磷酸溶液的超滑机理是一样的。最后将甘油进一步推广到其他多羟基醇, 建立了基于多羟基醇与酸混合溶液的超滑体系, 其能够实现超滑的条件是: 多羟基醇分子上羟基个数大于等于 2 个, 能和水分子形成氢键网络。而分子链上碳原子个数(<10)以及羟基在碳链上的位置与超滑无关。