

利用置信规则库的数控机床伺服系统故障诊断^{*}

张邦成¹, 尹晓静¹, 王占礼¹, 周志杰², 张玉玲³, 吕康文⁴

(1. 长春工业大学机电工程学院 长春, 130012) (2. 第二炮兵工程大学控制工程系 西安, 710025)

(3. 徐州重型机械有限公司 徐州, 221004) (4. 中国人民解放军 96219 部队 清远, 511533)

摘要 为了诊断数控机床伺服系统故障, 针对数控机床伺服系统故障原因和征兆之间存在的复杂非线性关系, 提出利用置信规则库(belief rule base, 简称 BRB)对伺服系统进行故障诊断。该方法能够利用各种类型的信息, 建立输入和输出之间的非线性模型, 通过优化模型对系统进行故障诊断。为了解决专家给定的初始 BRB 中参数不精确的问题, 结合可以获得的伺服系统发生故障时的信息类型, 基于数值观测值的优化学习模型对由专家给定的初始 BRB 系统中的参数进行训练, 对数控铣床伺服系统中工作台的故障进行诊断。实验结果表明, 利用该方法训练后的 BRB 系统能够准确反映系统的行为, 可充分利用各种不确定信息, 提高故障诊断精度。

关键词 置信规则库; 专家系统; 故障诊断; 数控机床; 伺服系统

中图分类号 TG659; TP277

引言

伺服系统是数控机床的重要组成部分, 其性能的优劣程度直接影响机床的加工精度、导轨的移动速度及系统稳定性。伺服系统的故障原因包括多方面的因素, 相同的故障表现往往有多种不同的原因, 而同一种原因会引发不同的故障。在这样复杂的情况下, 快速、准确地诊断并排除各种故障对提高机床的生产效率及系统的稳定性具有重要意义^[1]。目前, 应用于数控机床伺服系统故障诊断的方法主要有: 基于小波分析、卡尔曼滤波器、模糊理论、人工神经网络、粗糙集、支持向量机、专家系统和随机优化技术的故障诊断方法等。基于小波分析的方法对最早期故障诊断效果较好, 但是当模型参数发生变化时, 其诊断精度下降。对于能够建立数学模型的系统, 采用基于扩展卡尔曼滤波器的故障诊断方法虽具有较好的诊断效果, 但是这类方法依赖于被诊断对象精确的数学模型, 而在实际中很难建立对象的精确数学模型^[2,3]。基于人工神经网络^[4]的故障诊断系统具有诊断速度快、鲁棒性好、容错能力强和学习能力强等优点, 但人工神经网络性能的好坏取决于样本的完备程度, 一般很难获得较完备的样本。粗糙集方法虽然具不需要故障样本等多个优点, 但

当出现多重故障时, 粗糙集方法的规则数大大增加, 甚至会出现组合爆炸的问题, 从而降低诊断效率。支持向量机适用于小样本的情况, 对大规模训练样本难以实施。

为了有效利用带有各种不确定性定量信息和定性知识, 实现复杂决策问题建模, Yang 等^[5,6]提出了基于证据推理算法的置信规则库推理方法(belief rule-base inference methodology using the evidential reasoning approach, 简称 RIMER)。RIMER 是在 D-S 证据理论^[7-9]、决策理论、模糊理论^[10]和传统 IF-THEN 规则库^[11]的基础上发展起来的, 具有对带有含糊或模糊不确定性、不完整或概率不确定性以及非线性特征的数据进行建模的能力^[12]。由于 RIMER 具有处理各种不确定性的能力, 使 RIMER 在工程实际中得到了广泛的应用。

笔者采用基于置信规则库的方法对数控机床伺服系统工作台的故障进行诊断。利用该方法建立数控机床伺服系统中工作台的规则库, 通过振动频率和被加工工件表面粗糙度这两个前提属性来确定工作台的运行状态以及故障程度。选取振动幅值和表面粗糙度作为输入, 故障的程度作为输出, 且为输入和输出选取参考值并量化, 建立相应的学习模型。通过相应的学习模型, 更新置信规则库, 实验结果表明该方法切实可行。

^{*} 国家自然科学基金资助项目(61004069); 吉林省教育厅“十一五”项目(2009109)
收稿日期: 2012-06-17; 修改稿收到日期: 2012-09-27

1 基于证据推理算法的 BRB 推理

1.1 置信规则库

RIMER 主要包括知识的表达和知识的推理^[6,13]。其中,知识的表达通过置信规则库专家系统来实现,而知识的推理则通过证据推理(evidential reasoning,简称 ER)算法实现^[6,14]。BRB 本质上是一种专家系统,能够有效利用各种类型的信息,建立输入和输出之间的非线性模型^[6]。如果在 IF-THEN 规则的结果部分加入置信度,并且同时考虑前提属性权重和规则权重,就可以得到置信规则。把一系列置信规则集合到一起便构成了置信规则库。其中,第 k 条规则的描述如下

$$R_k: \text{If } x_1 \text{ is } A_1^k \wedge x_2 \wedge \text{ is } A_2^k \cdots \wedge x_M \text{ is } A_M^k \\ \text{Then } \{(D_1, \beta_{1,k}), \dots, (D_N, \beta_{N,k})\} \\ \text{with a rule weight } \theta_k \text{ and attribute weight } \overline{\delta_1}, \overline{\delta_2}, \dots, \overline{\delta_m} \quad (1)$$

其中: $A_i^k (i=1, 2, \dots, M; k=1, 2, \dots, L)$ 为在第 k 条规则中第 i 个前提属性的参考值; M_k 为第 k 条规则中前提属性的数目; L 为 BRB 中规则的数目; $A_i^k \in A_i$, 且 $A_m = \{A_{m,j} | j=1, 2, \dots, J_m\}$ 为由第 i 个前提属性的 J_i 个参考值所组成的集合; $\theta_k (k=1, 2, \dots, L)$ 为第 k 条规则的规则权重,它反映了第 k 条规则相对于 BRB 中其他规则的重要度; $\delta_{i,k} (i=1, 2, \dots, M_k, k=1, 2, \dots, L)$ 为在第 k 条规则中第 i 个前提属性的权重,它反映了第 i 个前提属性相对于其他前提属性的重要度; $\beta_{j,k} (j=1, 2, \dots, N; k=1, 2, \dots, L)$ 为在第 k 条规则中相对于输出部分的(置信规则的 Then 部分)第 j 个评价结果 D_j 的置信度。

这些参数满足以下约束条件:

1) 规则权重标准化之后应在 0 到 1 之间变化,即

$$0 \leq \theta_k \leq 1 \quad (k=1, 2, \dots, L) \quad (2)$$

2) 输入(前提属性)权重标准化之后应在 0 到 1 之间变化,即

$$0 \leq \overline{\delta_i} \leq 1, 2, \dots, M \quad (3)$$

3) 置信度不得大于 1 或者小于 0,即

$$0 \leq \beta_{j,k} \leq 1 \\ (j=1, 2, \dots, N; k=1, 2, \dots, L) \quad (4)$$

4) 如果第 k 条规则是完整的,那么该条规则输出部分中置信度的和等于 1;否则,和小于 1,即

$$\sum_{j=1}^N \beta_{j,k} \leq 1 \quad (k=1, 2, \dots, L) \quad (5)$$

5) 在置信规则的输出部分,专家对于某一个评价结果的偏好程度越高,则它的效用越高,即

$$\mu(D_i) < \mu(D_j) \\ (i < j; i, j=1, 2, \dots, N) \quad (6)$$

6) 当评价结果为定性语义值时,其效用通常被归一化,即

$$0 \leq \mu(D_i) \leq 1 \quad (j=1, 2, \dots, N) \quad (7)$$

1.2 优化模型

BRB 系统中的规则权重、前提属性权重和置信度等参数通常由专家根据先验知识和历史信息给定,反映了专家对所研究对象的认知程度。当 BRB 系统比较复杂时,专家难以确定这些参数的精确值。为了解决这一问题,提出了利用基于数值观测的优化学习模型对 BRB 参数模型进行优化。**其基本思想是:**根据可以有效获取的有效信息,利用优化模型对由专家给定的初始 BRB 系统的参数进行训练,使训练后的 BRB 系统能够准确地反映系统的行为^[6]。当训练数据是数值形式时,对于给定的输入 x_m ,希望 BRB 系统能够产生输出 \hat{y}_m ,使该输出尽可能地逼近 y_m 。为了有效利用观测信息对 BRB 系统中的规则权重 θ_k 、输入权重 δ_i 、置信度 $\beta_{j,k}$ 和评价结果 D_j 的效用 $\mu(D_j)$ 进行训练,建立优化目标

$$\min_V \{\xi(V)\} \\ \text{s. t. Eqs. (2) } \sim (5) \quad (8)$$

其中: $V = [\theta_k, \delta_i, \beta_{j,k}, \mu(D_j)]^T$ 表示由 BRB 系统参数构成的列向量,且 $k=1, 2, \dots, L; i=1, 2, \dots, M; j=1, 2, \dots, N; \xi(V) = \frac{1}{T} \sum_{m=1}^T (y_m - \hat{y}_m)^2$ 为总的均方误差; \hat{y}_m 为在输入 x_m 的激励下 BRB 系统的期望输出效用; s. t. Eqs. (2) ~ (5) 表示受式(2) ~ (5) 的约束。

2 伺服系统工作台故障问题描述

由于专家知识存在不精确性,通过训练数据可以优化知识库。笔者以数控机床伺服系统工作台发生爬行故障为研究对象,使用该工作台爬行时的真实故障数据对提出的优化模型进行验证。当数控机床伺服系统中工作台发生爬行故障时,工作台就会产生异常的振动,加工表面的粗糙度也会按一定模

式发生变化。根据数控铣床伺服系统的工作情况和专家经验给出模式来判断系统的工作模式。

正常模式:在数控铣床伺服系统工作过程中,如果工作台没有发生故障,伺服轴运动平稳,没有异常振动发生,其振动频率都在正常范围内,所加工的工件表面粗糙度能达到要求。

故障模式:在数控铣床伺服系统运行过程中,如果工作台发生爬行故障时,振动会发生异常,加工表面粗糙度会增大,超出允许范围。

为了实现数控铣床伺服系统的工作台爬行故障的检测以及故障程度的确定,选取振动幅值、表面粗糙度和故障的程度作为故障数据,并将这3个量分别记为 Vibration, Roughness, Faultsize。在测试中先采集从正常到发生故障后一段时间内的振动信号,然后再测量在此阶段内所加工工件的表面粗糙度。

3 故障检测置信规则库的建立

因为 Vibration 和 Roughness 能够反映工作台故障的程度,所以选取这两个指标作为 BRB 系统的输入, Faultsize 作为输出。为了构建 BRB 系统,首先给输入和输出选取参考值,具体如下:

对于 Vibration 选取 7 个参考值,分别为负大(negative large,简称 NL)、负中(negative medium,简称 NM)、负小(negative small,简称 NS)、零(zero,简称 Z)、正小(positive small,简称 PS)、正中(positive medium,简称 PM)、正大(positive large,简称 PL),即 $A_1^k \in \{NL, NM, NS, Z, PS, PM, PL\}$ 。

对于 Roughness 选取 5 个参考值,分别为零(zero,简称 Z)、很小(very small,简称 VL)、小(Small,简称 S)、大(large,简称 L)、很大(very large,简称 VL),即 $A_2^k \in \{Z, VS, S, L, VL\}$ 。

对于工作台故障 Faultsize 选取零(zero,简称 Z)、小(small,简称 S)、中(medium,简称 M)、大(large,简称 L)、很大(very large,简称 VL),即 $D = \{D_1, D_2, D_3, D_4, D_5\} = \{Z, S, M, L, VL\}$ 。

以上参考值均为语义值,需要对其进行量化。量化结果如表 1~表 3 所示。根据以上参考值可以构造工作台爬行故障检测 BRB 专家系统。其中, BRB 中第 k 条规则的描述为

R_k : If Vibration is $A_1^k \wedge$ Roughness is A_2^k
then Faultsize is $\{(Z, \beta_{1,k}), (S, \beta_{2,k}), (M, \beta_{3,k}),$

$(L, \beta_{4,k}), (VL, \beta_{5,k})\}$

with a rule weight θ_k and attribute weight

$\bar{\delta}_1, \bar{\delta}_2, (\sum_{i=1}^5 \beta_{i,k} \leq 1)$

其中: A_1^k 和 A_2^k 的参考值如表 1 和表 2 所示。

表 1 Vibration 参考值

语义值	NL	NM	NS	Z	PS	PM	PL
量化值	-4	-3	-1.5	0	1.5	3	4

表 2 Roughness 参考值

语义值	Z	VS	S	L	VL
量化值	0	0.15	0.25	0.35	0.5

表 3 Faultsize 参考值

语义值	Z	S	M	L	VL
量化值	0	1	2	3	4

因为 Roughness 有 7 个参考值, Vibration 有 5 个参考值,故在 BRB 中包含 35 条置信规则。表 4 给出了初始置信规则。

4 基于 BRB 优化模型的工作台故障检测

选取 200 组训练数据,根据提出的优化模型对 BRB 专家系统进行训练。BRB 系统的训练以及训练后 BRB 的测试均在 Matlab 中完成。

4.1 设置 BRB 参数的初始值

初始置信度由专家给定,进一步假设 θ_k 和 $\bar{\delta}_j$ 均为 1,这样就得到了初始 BRB,其中: $k=1, 2, \dots, 35$; $j=1, 2$ 。由图 1 可知,初始 BRB 产生的 Faultsize 的估计值不能很好地拟合 Faultsize 的真实值。这表明初始 BRB 是不准确的,需要利用工作台产生爬行时的相关数据对其进行更新。

4.2 BRB 系统的训练

建立如式(8)所示的优化模型,利用基于规则的定量信息转化技术把输入信息 Vibration 和 Roughness 转化为相对于如表 1 和表 2 所示参考值的置信度。利用本研究提出的优化方法求解当式(8)所示的目标函数达到极小时 BRB 参数的取值从而得到训练后的 BRB,如图 2 所示。表 5 给出了更新后的置信规则。

表 4 初始置信规则

规则编号	Amplitude 和 Roughness	Faultsize 分布式评价结果 $\{D_1, D_2, D_3, D_4, D_5\} = \{0, 2, 4, 6, 8\}$
1	NL and Z	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0.8), (D_4, 0.2), (D_5, 0)\}$
2	NL and VS	$\{(D_1, 0.8), (D_2, 0.15), (D_3, 0.05), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
3	NL and S	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0.2), (D_4, 0.8), (D_5, 0)\}$
4	NL and L	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0), (D_4, 0.3), (D_5, 0.7)\}$
5	NL and VL	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0), (D_4, 0), (D_5, 1)\}$
6	NM and Z	$\{(D_1, 0.8), (D_2, 0.15), (D_3, 0.05), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
7	NM and VS	$\{(D_1, 0.2), (D_2, 0.7), (D_3, 0.1), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
8	NM and S	$\{(D_1, 0.3), (D_2, 0.7), (D_3, 0), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
9	NM and L	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0.2), (D_4, 0.5), (D_5, 0.3)\}$
10	NM and VL	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0), (D_4, 0.6), (D_5, 0.4)\}$
11	NS and Z	$\{(D_1, 0.9), (D_2, 0.1), (D_3, 0), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
12	NS and VS	$\{(D_1, 0.7), (D_2, 0.3), (D_3, 0), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
13	NS and S	$\{(D_1, 0.7), (D_2, 0.3), (D_3, 0), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
14	NS and L	$\{(D_1, 0), (D_2, 0.3), (D_3, 0), (D_4, 0.6), (D_5, 0.1)\}$
15	NS and VL	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0.3), (D_4, 0.6), (D_5, 0.1)\}$
16	Z and Z	$\{(D_1, 1), (D_2, 0), (D_3, 0), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
17	Z and VS	$\{(D_1, 0.9), (D_2, 0.1), (D_3, 0), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
18	Z and S	$\{(D_1, 0.8), (D_2, 0.2), (D_3, 0), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
19	Z and L	$\{(D_1, 0), (D_2, 0.2), (D_3, 0.3), (D_4, 0.5), (D_5, 0)\}$
20	Z and VL	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0), (D_4, 0.6), (D_5, 0.4)\}$
21	PS and Z	$\{(D_1, 0.9), (D_2, 0.1), (D_3, 0), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
22	PS and VS	$\{(D_1, 0.7), (D_2, 0.3), (D_3, 0), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
23	PS and S	$\{(D_1, 0.7), (D_2, 0.3), (D_3, 0), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
24	PS and L	$\{(D_1, 0), (D_2, 0.3), (D_3, 0), (D_4, 0.6), (D_5, 0.1)\}$
25	PS and VL	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0.3), (D_4, 0.6), (D_5, 0.1)\}$
26	PM and Z	$\{(D_1, 0.8), (D_2, 0.15), (D_3, 0.05), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
27	PM and VS	$\{(D_1, 0.2), (D_2, 0.7), (D_3, 0.1), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
28	PM and S	$\{(D_1, 0.3), (D_2, 0.7), (D_3, 0), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
29	PM and L	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0.2), (D_4, 0.5), (D_5, 0.3)\}$
30	PM and VL	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0), (D_4, 0.6), (D_5, 0.4)\}$
31	PL and Z	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0.8), (D_4, 0.2), (D_5, 0)\}$
32	PL and VS	$\{(D_1, 0.8), (D_2, 0.15), (D_3, 0.05), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
33	PL and S	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0.2), (D_4, 0.8), (D_5, 0)\}$
34	PL and L	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0), (D_4, 0.3), (D_5, 0.7)\}$
35	PL and VL	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0), (D_4, 0), (D_5, 1)\}$

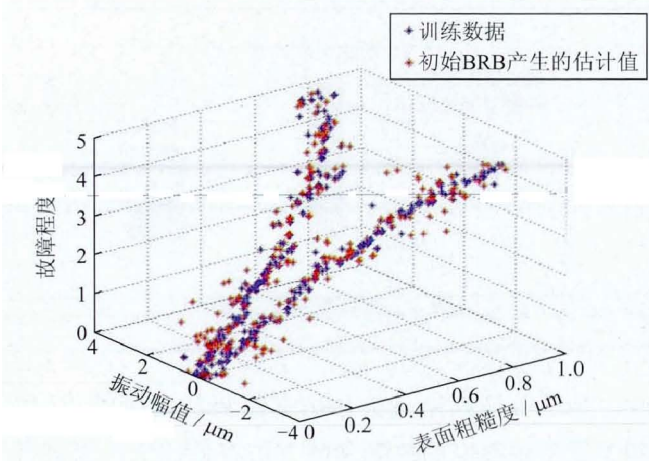


图 1 测量数据与初始 BRB 产生的估计值

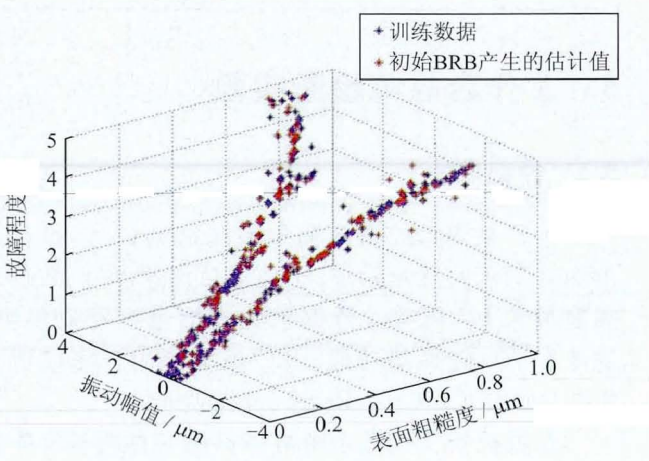


图 2 训练数据与训练后 BRB 产生的估计值

表 5 更新后的置信规则

规则 编号	训练后的 规则权重	Amplitude 和 Roughness	Faultsize 分布式评价结果 $\{D_1, D_2, D_3, D_4, D_5\} = \{0, 2, 4, 6, 8\}$
1	0.5	NL and Z	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0.8), (D_4, 0.2), (D_5, 0)\}$
2	0.6	NL and VS	$\{(D_1, 0.8), (D_2, 0.15), (D_3, 0.05), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
3	0.7	NL and S	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0.2), (D_4, 0.8), (D_5, 0)\}$
4	0.95	NL and L	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0), (D_4, 0.3), (D_5, 0.7)\}$
5	1	NL and VL	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0), (D_4, 0), (D_5, 1)\}$
6	0.6	NM and Z	$\{(D_1, 0.8), (D_2, 0.15), (D_3, 0.05), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
7	0.7	NM and VS	$\{(D_1, 0.2), (D_2, 0.7), (D_3, 0.1), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
8	0.75	NM and S	$\{(D_1, 0.3), (D_2, 0.7), (D_3, 0), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
9	0.9	NM and L	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0.2), (D_4, 0.5), (D_5, 0.3)\}$
10	0.95	NM and VL	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0), (D_4, 0.6), (D_5, 0.4)\}$
11	0.5	NS and Z	$\{(D_1, 0.9), (D_2, 0.1), (D_3, 0), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
12	0.6	NS and VS	$\{(D_1, 0.7), (D_2, 0.3), (D_3, 0), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
13	0.77	NS and S	$\{(D_1, 0.7), (D_2, 0.3), (D_3, 0), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
14	0.86	NS and L	$\{(D_1, 0), (D_2, 0.3), (D_3, 0), (D_4, 0.6), (D_5, 0.1)\}$
15	0.9	NS and VL	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0.3), (D_4, 0.6), (D_5, 0.1)\}$
16	1.00	Z and Z	$\{(D_1, 1), (D_2, 0), (D_3, 0), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
17	0.98	Z and VS	$\{(D_1, 0.9), (D_2, 0.1), (D_3, 0), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
18	0.9	Z and S	$\{(D_1, 0.8), (D_2, 0.2), (D_3, 0), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
19	0.86	Z and L	$\{(D_1, 0), (D_2, 0.2), (D_3, 0.3), (D_4, 0.5), (D_5, 0)\}$
20	0.8	Z and VL	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0), (D_4, 0.6), (D_5, 0.4)\}$
21	1.00	PS and Z	$\{(D_1, 0.9), (D_2, 0.1), (D_3, 0), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
22	0.92	PS and VS	$\{(D_1, 0.7), (D_2, 0.3), (D_3, 0), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
23	0.9	PS and S	$\{(D_1, 0.7), (D_2, 0.3), (D_3, 0), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
24	0.8	PS and L	$\{(D_1, 0), (D_2, 0.3), (D_3, 0), (D_4, 0.6), (D_5, 0.1)\}$
25	0.74	PS and VL	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0.3), (D_4, 0.6), (D_5, 0.1)\}$
26	0.6	PM and Z	$\{(D_1, 0.8), (D_2, 0.15), (D_3, 0.05), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
27	0.9	PM and VS	$\{(D_1, 0.2), (D_2, 0.7), (D_3, 0.1), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
28	0.85	PM and S	$\{(D_1, 0.3), (D_2, 0.7), (D_3, 0), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
29	0.7	PM and L	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0.2), (D_4, 0.5), (D_5, 0.3)\}$
30	0.80	PM and VL	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0), (D_4, 0.6), (D_5, 0.4)\}$
31	0.96	PL and Z	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0.8), (D_4, 0.2), (D_5, 0)\}$
32	0.9	PL and VS	$\{(D_1, 0.8), (D_2, 0.15), (D_3, 0.05), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
33	0.7	PL and S	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0.2), (D_4, 0.8), (D_5, 0)\}$
34	0.80	PL and L	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0), (D_4, 0.3), (D_5, 0.7)\}$
35	0.5	PL and VL	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0), (D_4, 0), (D_5, 1)\}$

5 工作台故障诊断实验

5.1 数据采集

为了采集数控机床伺服系统振动信号,设计了如图 3 所示的测量系统,主要包括加速度计、数据采集前端和 PC 机等。数据采集前端主要完成供电、滤波和 AD 转换等功能。PC 机主要用来完成所采集数据的 FFT,CPB,Recorder 等功能。

在数控铣床伺服系统故障诊断与预报试验中需要表面粗糙度与振动信号作为振动与预报的前提属



图 3 测试整体示意图

性。为了验证理论分析和仿真结果的正确性,应用基于置信规则库的故障诊断方法在数控铣床上进行了故障诊断的实验验证。本研究采集的实验数据是

在铣床加工中心加工铸铁时测得的振动信号,其中电机转速为 1 kr/min,进给为 40 mm/min。数据采集实物如图 4 所示,数据采集界面如图 5 所示。

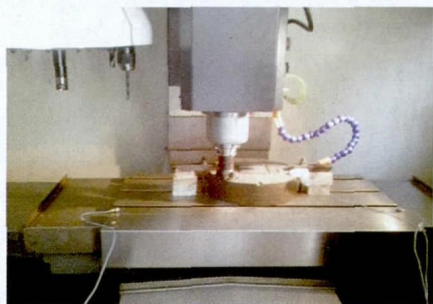


图 4 数据采集实物图



图 5 数据采集界面

对于表面粗糙度的测量选用激光干涉仪,在调整好激光干涉仪后,让机床按原有轨迹空走一遍。根据光强弱的变化就可测量出被加工工件的表面粗糙度。在测试中先采集从正常到发生故障后一段时间内的表面粗糙度,测量结果如图 6 所示。

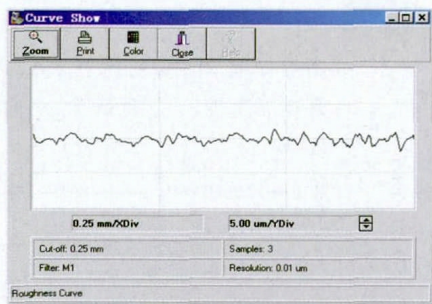


图 6 粗糙度数据采集

5.2 测试训练后的 BRB

从采集的数据中选取 200 组故障数据作为测试数据,对训练后的 BRB 进行测试。图 7 表明,根据训练后 BRB 产生的故障强弱的估计值能够很好地拟合真实值;因此,用更新后的 BRB 可以实现故障的检测和故障程度的估计。

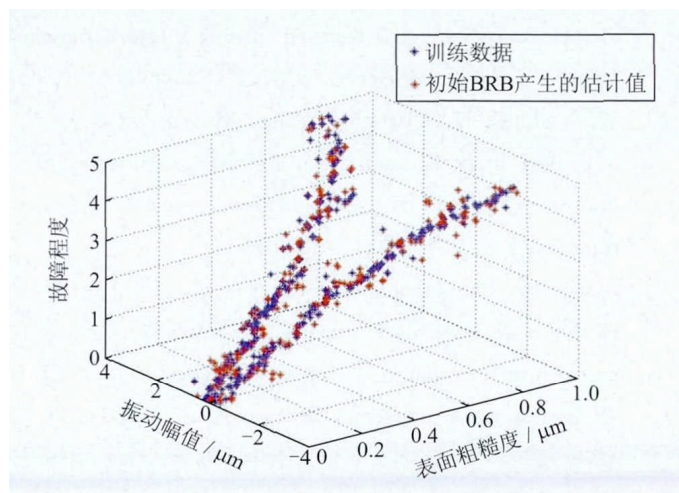


图 7 测量数据与训练后 BRB 产生的估计值

基于工作台故障数据的实验研究表明,使用本研究提出的优化模型训练之后的 BRB 系统能够很好地反映实际系统的动态特性。它能够处理各种类型的信息,且允许这些信息中带有各种不确定性。

基于数控铣床伺服系统工作台的实验研究表明,使用优化模型训练之后的 BRB 系统能够很好地反映实际系统的动态特性。它能够处理各种类型的信息,且允许这些信息中带有各种不确定性,这是因为它继承了 RIMER 的特点。

故障数据中含有噪声,这些噪声主要是由测量仪器和外界环境的影响造成的,可能会导致故障的误报。为了避免误报,在实际故障检测 BRB 系统中,应采取一定的方法对故障数据进行预处理。

6 结束语

置信规则库专家系统不仅能充分利用专家的经验知识,还能利用训练数据对系统进行学习,迎合了定性和定量方法相结合的故障诊断发展趋势,还能对潜在故障可能性进行估计。笔者建立了初始置信规则库,通过基于数据优化模型对其进行优化,实验结果表明该方法切实可行。这里建立的初始规则库简单,专家知识有限,系统参数设定还不能完全反映系统的特性。如果能充分利用专家的准确经验和更多不同种类的输入,实验结果会更接近实际。

参 考 文 献

- [1] 周东华,叶银忠. 现代故障诊断与容错控制[M]. 北京:清华大学出版社,2000:1-15.
- [2] Chao Chuntang, Teng Chingcheng. A fuzzy neural n-

- network based extended Kalman filter[J]. International Journal of Systems Science, 1996,27:333-339.
- [3] Zhou Zhijie, Hu Changhua, Chen Maoyin, et al. An improved fuzzy Kalman filter for state estimation of non-linear systems[J]. International Journal of Systems Science, 2010,41(5):537-546.
- [4] Bouzid M, Champenois G, Bellaaj N M, et al. An effective neural approach for the automatic location of stator interturn faults in induction motor[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2008, 55(12): 4277-4289.
- [5] Yang Jianbo. Rule and utility based evidential reasoning approach for multi-attribute decision analysis under uncertainties[J]. European Journal of Operational Research, 2001,131(1):31-61.
- [6] Yang Jianbo, Liu Jun, Wang Jin, et al. Belief rule-base inference methodology using the evidential reasoning approach RIMER[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2006,36(2):266-285.
- [7] 王永,梁伟光,韩飞. 基于证据理论的振动发散故障监测方法[J]. 振动、测试与诊断,2011,31(4):424-428.
Wang Yong, Liang Weiguang, Han Fei. Monitoring-method of vibration divergence fault based on evidence theory[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011,31(4):424-428. (in Chinese)
- [8] 苏晓燕,邓勇,吴英,等. 基于改进 D-S 组合规则的故障模式分类[J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31(2):144-149.
Su Xiaoyan, Deng Yong, Wu Ying, et al. Fault pattern classification using modified dempster-shafer (D-S) combination rule[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011,31(2):144-149. (in Chinese)
- [9] Taroun A, Yang Jianbo. Dempster-shafer theory of evidence: potential usage for decision making and risk analysis in construction project management[J]. Journal of the Built and Human Environment Review 4, 2011(1): 155-166.
- [10] Mechefske C K. Objective machinery fault diagnosis using fuzzy logic[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 1998,12(6):855-862.
- [11] Sun R. Robust reasoning: integrating rule-based and similarity-based reasoning[J]. Artificial Intelligence, 1995, 75(2):241-295.
- [12] 周志杰,杨剑波,胡昌华,等. 置信规则库专家系统与复杂系统建模[M]. 北京:科学出版社, 2011:41-53.
- [13] Zhou Zhijie, Hu Changhua, Yang Jinbo, et al. Online updating belief-rule-based system using the RIMER approach[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans,2011, 41(6):1225-1243.
- [14] Yang Jinbo, Xu Dongling. On the evidential reasoning algorithm for multiattribute decision analysis under uncertainty[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2002,32(3):289-304.



第一作者简介:张邦成,男,1972 年 6 月生,教授。主要研究方向为机电系统设计与故障诊断。曾发表《3-PTT 串并联数控机床构型设计与位姿分析》(《农业机械学报》2011 年第 46 卷第 9 期)等论文。
E-mail:zhangbangcheng06@tsinghua.org.cn

通信作者简介:王占礼,男,1961 年 11 月生,教授。主要研究方向为 CAD/CAM。

E-mail:wangzl@mail.ccut.edu.cn

Application of Improved Blind Source Separation in Modal Parameter Identification

Cao Junhong^{1,2}, Wei Zhuobin¹, Liu Shuyong³

(1. Department of Logistics Command and Engineering, Naval University of Engineering Tianjin, 300450, China)

(2. Institute of Naval Vessels, Naval Arming Academy Beijing, 100161, China)

(3. College of Power Engineering, Naval University of Engineering Wuhan, 430033, China)

Abstract A new method of modal parameter identification based on second-order blind source separation improved by quantum genetic algorithm is proposed. Firstly, Hilbert transformation of the measured data is used to build data analysis matrix. After the optimal delay from quantum genetic algorithm, joint approximate diagonalization of the optimal delay second-order covariance matrix is used to separate the mixed signals. Then modal shapes are extracted from the mixed matrix. Finally, frequency and damping ratios could be obtained from the modal responses using each single degree of freedom mode. Experimental results of steel structure prove that the proposed method is applicable in complex modal case. Furthermore, the method possesses the advantages of simplified calculation and high identification accuracy.

Keywords modal parameter identification, blind source separation, quantum genetic algorithm, temporal decorrelation source separation algorithm(TDSEP), complex modal

Fault Diagnosis of CNC Servo System Based on Belief Rule Base

Zhang Bangcheng¹, Yin Xiaojing¹, Wang Zhanli¹, Zhou Zhijie², Zhang Yuling³, Lü Kangwen⁴

(1. School of Mechatronic Engineering, Changchun University of Technology Changchun, 130012, China)

(2. Department of Control Engineering, The Second Artillery Engineering University Xi'an, 710025, China)

(3. Xuzhou Heavy Machinery Co. Ltd Xuzhou, 221004, China)

(4. 96219 Troops of the Chinese People's Liberation Army Qingyuan, 511533, China)

Abstract In order to diagnose the fault of the CNC machine tools servo system, a belief rule base(BRB)is proposed to diagnose the fault of the servo system for the complex nonlinear relationship between fault causes and symptoms of CNC machine tools servo system. This method can utilize various types of information to establish a nonlinear model between the input and output, and also can diagnose the fault system using the optimization model. In order to solve the problem of inaccurate parameters of the initial BRB given by experts , and based on the optimization learning model of the observation numerical value, the parameters of the initial BRB given by experts are trained by combining the types of information received from the servo system failure. Then, the workbench of CNC milling machine servo system can be diagnosed. The experimental results show that this method after training BRB system can accurately reflect the behavior of the system and take full use of uncertain information to improve the accuracy of fault diagnosis.

Keywords belief rule base, expert system, fault diagnosis, CNC machine tools, servo system

Modeling, Optimization and Simulation of a Magnetorheological Damper Inverse Model

Liao Yingying^{1,2}, Liu Yongqiang^{2,3}, Yang Shaopu^{2,3}, Zhao Zhihong^{2,4}

(1. School of Civil Engineering, Shijiazhuang Tiedao University Shijiazhuang, 050043, China)

(2. Key Laboratory of Traffic Safety and Control in Hebei Shijiazhuang, 050043, China)

(3. School of Mechanical Engineering, Shijiazhuang Tiedao University Shijiazhuang, 050043, China)

(4. School of Information Science and Technology, Shijiazhuang Tiedao University Shijiazhuang, 050043, China)

Abstract The damping characteristics of Magnetorheological(MR) dampers is tested on material testing system(MTS), and the unknown parameters of Bouc-Wen model are identified. A nonlinear inverse model of MR dampers is built by using BP neural network technology. In order to improve prediction accuracy