

基于 HSMM 的数控装备运行可靠性评估

袁军¹, 毛征宇¹, 刘繁茂²

(1. 湖南科技大学 机电工程学院, 湖南 湘潭 411201; 2. 湖南科技大学 机械设备健康维护省重点实验室, 湖南 湘潭 411201)

摘要: 数控装备是高成本的产品, 仅仅依靠寿命试验获得数控装备的失效时间耗费太大, 在实验数据呈现小样本的情况下研究数控装备的运行性能随时间而变化的规律, 从而对数控机床进行可靠性评估是非常有重要意义的. 提出采用隐半马尔科夫模型(HSMM)对数控装备运行性能特征参数进行数据挖掘, 计算出描述数控装备从正常状态到失效状态变迁过程的状态转移矩阵. 结合状态转移矩阵和马尔科夫预测模型对数控装备运行可靠性进行评估. 最后, 在一款数控铣床上验证该方法的可行性, 该方法丰富了数控装备可靠性评估理论.

关键词: 隐半马尔科夫模型; 运行性能; 马尔科夫链; 可靠度; 数控铣床

中图分类号: TH17 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-9102(2013)03-0026-05

数控装备是制造业的工作母机, 是实现装备制造业现代化的关键设备, 其质量、技术水平和拥有量则是衡量一个国家综合经济实力的重要标志. 现在, 随着制造业的发展对数控装备提出了更高的要求, 衡量数控装备的优劣不再仅仅看其功能的强大, 还更关注它在工作期间功能和性能的保持性, 也即数控装备的可靠性, 可靠性已成为衡量数控装备性能好坏的重要指标之一. 目前, 数控装备可靠性研究主要是利用数理统计模型对故障数据进行建模, 推导计算出可靠性指标. 王智明、杨建国^[1-3]等将威布尔混合模型运用到多台数控机床在定时截尾试验中的可靠性评估研究中. 混合威布尔模型中的参数通过运用广义期望最大化(GEM)算法来估计, 再基于 AIC 与 BIC, 利用费舍尔信息矩阵法(FM)给出了多台数控机床定时截尾试验的模型选择和故障间隔时间及工作保证时间的区间估计. 杨兆军^[4]将模糊理论引入到数控机床可靠性研究中, 提出了基于区间分析、模糊综合评判、层次分析法三者相结合的数控机床可靠性综合分配方法以及评价数控机床的使用可靠性的综合评价模型, 最后并且计算了可靠性指标的估计值. 于文东^[5]等采用灰色理论对加工中心进行了可靠性分析, 对其 MTBF 进行了预测. 吴军、

邓超^[6-8]等人基于性能退化数据结合隐马尔科夫(HMM)、支持向量机(SVM)模式识别方法提出了可靠性评估方法, 这种方法直接利用性能退化数据, 将某时刻退化量所服从的威布尔分布的参数均看作为时间函数, 有效的避免了首先对轨迹参数做出分布假设的缺陷^[9].

数控装备从正常状态到失效状态历经了一系列的劣化状态, 状态之间的转移具有无后效性, 且这种状态之间的跳跃可以用一个状态转移矩阵来描述, 它符合马尔科夫链性质. 装备具有的真实状态的并不能直接观察到只能通过偏离正常区间的性能特征参数这个观察向量来感知, 这和 HMM 模型是一样的, 为了克服常规 HMM 对状态驻留时间默认为指数分布的假设缺陷, 本文提出采用一种显示时间 HMM(亦称 HSMM)对状态跳转过程进行建模并计算出状态转移矩阵, 再根据一个马尔可夫链的特性完全由它的一步转移概率矩阵及初始分布向量决定来评估其运行可靠性.

1 HSMM 模型与算法

隐马尔科夫模型(HMM)是一个两重随机过程,

其一是状态到状态之间的转移是随机的,它可以由一个概率矩阵来描述,称这样的矩阵为状态转移概率矩阵,其二是每个状态的观察符号也是随机的,也可以由一个概率矩阵来描述,称之为观察值概率矩阵.模型中真实的状态是隐藏的,不能直接观察到,只能通过观察矢量来感知它的存在,因此称这样的模型 HMM. HMM 可记为 $\lambda = (\pi, \mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{P})$. 式中: N 为状态数目, M 为可观察符号数目, π 为初始概率分布矢量, \mathbf{A} 为状态转移概率矩阵, \mathbf{B} 为观察值概率矩阵. 对于 $\pi = (\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_N)$, $\mathbf{A} = [a_{ij}]_{N \times N}$, $\mathbf{B} = [b_{ij}]_{N \times M}$ 中各元素,由于它们都是概率,所以它们满足下列条件: $a_{ij} \geq 0$, $\sum_j a_{ij} = 1$; $b_{jk} \geq 0$, $\sum_k b_{jk} = 1$;

$$\pi_i \geq 0, \sum_i \pi_i = 1.$$

HMM 由于其强大的建模能力及严谨的数学结构理论而被应用到各方面,如在语音识别、手写体识别、故障诊断与预测等诸多重要领域取得了广泛和成功的应用.但常规 HMM 存在一个重要的缺点,模型在状态驻留一定时间的概率为 $p_i(d) = a_{ii}^{d-1}(1 - a_{ii})$, $d = 1, 2, \dots$, 随着时间的增长这个时间概率呈现指数下降的趋势,这显然在很多实际工程应用中是不成立的.

为了克服常规 HMM 的这一重要缺点,研究人员提出了各种各样的显示时间结构^[10-11]来描述状态驻留时间概率分布. HSMM 是考虑状态驻留时间概率分布为显示的一种 HMM,是在已定义的 HMM 的参数集中加入了显示时间组成部分,克服了因马尔科夫链的假设造成 HMM 建模所具有的限制性,在实际应用中 HSMM 提供更好的建模能力.因此, HSMM 可以表示为 $\lambda = (\pi, \mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{P})$ 参数集中的 $\pi, \mathbf{A}, \mathbf{B}$ 和常规的 HMM 相同, \mathbf{P} 为描述状态驻留时间的概率分布.与常规 HMM 一个状态对应一个观察符号不同的是, HSMM 中一个状态对应一段观察符合.

HSMM 在实际工程应用中,需要解决 3 个基本问题:1) 识别问题:即给定观察序列 $O = (o_1, o_2, \dots, o_T)$ 和模型 λ , 计算在给定 λ 下产生 O 的概率.解决此问题常采用前向-后向算法;2) 解码问题:又称作寻优问题,即给定模型参数 λ 和观察序列 O , 如何寻到最优状态序列 $Q = (q_1, q_2, \dots, q_T)$, 使得 $P(O | \lambda)$ 最大.采用 Viterbi 算法解决此问题;3) 学习问题:也称作模型训练问题,即给定初始模型 λ 和观察序列 O , 调整模型参数 λ , 使得 $P(O | \lambda)$ 最大.采用 Baum-Welch 算法解决此问题. HSMM 相比 HMM 虽然增强了模型描述能力,但由于增加了时间参数使得计算复杂度和存储要求都成倍的增加.为了减少计算复杂度及降低存储要求,采用定义

了新前后向变量的快速递推算算法^[12-13]来估计模型参数,该方法的巧妙在于把后向算法和参数估计放在了一起进行.针对数控装备退化数据的特点,在余的基础上进行了改进,推导了多观察序列参数重估公式.假设有 L 个观测序列:

$$\hat{a}_{ij} = \frac{\sum_{l=1}^L \sum_{t=1}^{T_l} \zeta_t(i, j)}{\sum_{l=1}^L \sum_{j=1}^N \sum_{t=1}^{T_l} \zeta_t(i, j)}$$

$$\hat{b}_{jk} = \frac{\sum_{l=1}^L \sum_{t=1}^{T_l} \gamma_t(j) \delta(o_t - v_k)}{\sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^M \sum_{t=1}^{T_l} \gamma_t(j) \delta(o_t - v_k)}$$

$$\hat{p}_i(d) = \frac{\sum_{l=1}^L \sum_{t=1}^{T_l} \eta_t(i, d)}{\sum_{l=1}^L \sum_{d=1}^D \sum_{t=1}^{T_l} \eta_t(i, d)}$$

式中参数的定义参见文献[12].

2 基于马尔科夫链的可靠性评估

2.1 马尔科夫链的定义

马尔科夫链是数学中具有马尔科夫性质的离散时间、离散状态的随机过程.该过程中,在当前状态已知的情况下,过去(即现在状态以前的历史状态)对于预测将来(即当前状态以后的未来状态)是无关的.设有一随机过程 $\{X_n, n = 0, 1, 2, \dots\}$, 若它只取有限或可列个值(称为过程的状态,记为 $0, 1, 2, \dots$), 并且对任意 $n > 0$ 及状态 $i, j, i_0, i_1, \dots, i_{n-1}$ 有 $P(X_{n+1} = j | X_0 = i_0, X_1 = i_1, \dots, X_{n-1} = i_{n-1}, X_n = i_n) = P(X_{n+1} = j | X_n = i)$, 则此随机过程被称作具有马尔科夫属性,具有马尔科夫属性的随机过程 $\{X_n\}$ 被称为马尔科夫链.数控装备劣化过程具有马尔科夫性,劣化状态间的变迁是一个马尔科夫链.

2.2 马尔科夫预测模型

$P^{(k+1)} = P^{(k)} \bullet P$ 式中 $P^{(k)}$ 表示预测对象在 $t = k$ 时刻的状态向量, P 为一步转移概率矩阵, $P^{(k+1)}$ 表示预测对象在 $t = k + 1$ 时刻的状态向量,也就是想知道的预测结果.由

$$P^{(1)} = P^{(0)} \bullet P,$$

$$P^{(2)} = P^{(1)} \bullet P = P^{(0)} \bullet P^2$$

$$\vdots$$

$$P^{(k+1)} = P^{(k)} \bullet P = P^{(0)} \bullet P^{k+1},$$

所以,上式又可以写成

$$P^{(k+1)} = P^{(0)} \bullet P^{k+1} = P^{(k)} \bullet \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1n} \\ P_{21} & P_{22} & \dots & P_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{n1} & P_{n2} & \dots & P_{nn} \end{bmatrix}$$

式中 $P^{(0)}$ 为预测对象的初始状态向量,它是由状态的初始概率组成的向量. 所以对于马氏链,它所处于任一时刻 t 的概率可以由初始概率和一步转移概率矩阵所决定,马尔科夫链预测模型被广泛应用于市场走势^[14]、装备二次抗打击能力评估^[15]等方面. 初始时刻 $t = 0$ 时,数控装备处于正常运行状态下,则初始状态的概率分布向量为 $(1, 0, \dots, 0)$,如果能计算出数控装备劣化的一步状态转移概率矩阵,则可以根据预测模型计算出数控装备各个时刻处于不同状态的概率.

2.3 可靠性评估

数控装备从正常状态到失效状态经历了一系列可列劣化状态,为了计算描述各个状态之间跳跃的状态转移概率矩阵,首先通过对其整个劣化过程建立 HSMM 模型,再利用整个劣化过程中数控装备所表征出来的性能特征参数来训练 HSMM 模型,最终得到想要的状态转移概率矩阵. 确定初始时刻 $t = 0$ 时数控装备的 HSMM 初始模型 $\lambda = (\pi_0, A_0, B_0, P_0)$,显然 $\pi_0 = (1, 0, \dots, 0)$,对于 A_0, B_0, P_0 采用随机或均匀方法选取.

模型训练过程将劣化过程中收集到的性能特征参数作为观察序列 $O = (O^{(1)}, O^{(2)} \dots O^{(l)})$ 输入到初始模型 $\lambda_0 = (\pi_0, A_0, B_0, P_0)$ 中,为防止序列选取不当而造成结果偏差,本文采用多观察序列对模型进行训练,利用快速递推法,经过不断的迭代计算,直到模型收敛得到最终的模型 $\lambda = (\pi, A, B, P)$. 把 A 代入预测模型 $P^{(k+1)} = P^{(k)} \bullet P = P^{(0)} \bullet P^{k+1}$ 得到数控装备各个时刻处于不同状态的概率 $P(t) = (P_0(t), P_1(t), \dots, P_k(t), P_{(k+1)}(t))$. 从而可以计算出数控装备不同时刻的可靠度 $R(t) (R(t) = 1 - P_{(k+1)}(t))$ ^[5-6]等可靠性指标.

3 应用实例分析

实验对象为某型数控铣床,由于数控装备的控制量是速度、位移和加速度,数控装备运行可靠性变化情况会在装备输出终端可动执行部件的速度、位移和加速度等运动参数的变化中反映出来^[5]. 因此,本实例利用数控铣床输出终端的运动参数变化来评估其运行可靠性. 通过数控编程使工作台在 OXY 平面内做顺/逆时针圆运动,使用 KGM 平面光栅在机测量装备的圆运动轨迹. 设定采样时间间隔为 20 h,让装备运行 480 h,可以得到该过程中装备的 24 组圆形轨迹. 根据 ISO230-4:1996 设定的数控机床圆检验标准,检验与分析测量采样所得的 24 组圆形轨迹,计算出相对应的圆滞后、圆偏差、最大半径偏差和最小半径偏差 4 项圆运动精度特征量.

数控装备的劣化过程中具体经历几个劣化状态

可依据实际生产中加工工艺要求确定. 依据该型数控铣床加工工艺要求,将该装备遍历状态划分为正常、轻微劣化、严重劣化和故障 4 个状态,并由此确定圆运动精度失效标准. 根据圆运动检验标准,得到该装备的性能失效标准矩阵 H 为

$$H = [h_{ij}]_{3 \times 4} = \begin{bmatrix} 0.019 & -0.015 & 0.025 & 0.03 \\ 0.024 & -0.02 & 0.03 & 0.035 \\ 0.029 & -0.03 & 0.035 & 0.04 \end{bmatrix}$$

HSMM 模型训练前首先需对数据进行处理. 为了增加数据样本,先对特征参数数据进行插值处理,本文采用三次样条插值方法;然后使用 Lloyd 算法对数据进行矢量量化以满足离散 HSMM 对观察符号的要求. 量化过程中的分布函数 partition 由失效标准矩阵获得,得到装备整个过程的圆运动精度输出观察序列 O ,量化结果作为 HSMM 的多观察序列.

模型训练时首先建立初始模型 $\lambda_0 = (\pi_0, A_0, B_0, P_0)$,其中初始时刻数控装备处于正常运行状态,则初始状态的概率分布向量 $\pi_0 = [1, 0, 0, 0]^T$,由于数控铣床性能退化过程具有不可逆性,所以转移概率矩阵 A_0 采用左右无跳转型并均匀选取,观察概率矩阵 B_0 及时间状态分布 P_0 采用均匀分布.

$$A_0 = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5 & 0.5 & 0 \\ 0 & 0 & 0.5 & 0.5 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$B_0 = \begin{bmatrix} 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0.25 \end{bmatrix}.$$

采用多观察序列快速递推算法对模型进行训练,将 4 组量化好的圆运动特征参数输入到初始 HSMM 模型 $\lambda_0 = (\pi_0, A_0, B_0, P_0)$ 中,模型训练迭代次数设定为 100,收敛阈值为 0.001. 大概经过 14 次迭代后模型进入收敛状态,图 1 为训练迭代过程.

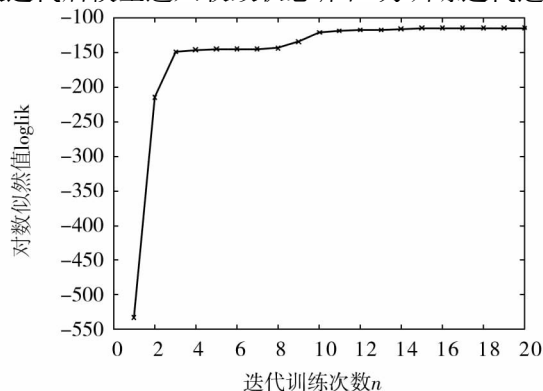


图 1 HSMM 模型训练过程

Fig. 1 Process model of training HSMM

从模型训练中得到最终的 HSMM 模型 $\lambda = (\pi, \mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{P})$. 其中: $\pi = [1, 0, 0, 0]^T$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0.846 & 0.154 & 0 & 0 \\ 0 & 0.835 & 0.165 & 0 \\ 0 & 0 & 0.5 & 0.5 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0.195 & 0.805 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.783 & 0.217 \\ 0 & 0 & 0.011 & 0.989 \end{bmatrix}.$$

最后,结合数控装备状态转移概率矩阵和马尔科夫预测模型计算装备各个时刻处于不同状态的概率.把 \mathbf{A} 代入 $P^{(k+1)} = P^{(k)} \bullet \mathbf{A} = P^{(0)} \bullet \mathbf{A}^{k+1}$ 得结果如表 1,时间间隔为 20 h.

表 1 各个时刻处于不同状态的概率

Tab. 1 The probability of the various times in different states

时刻	状态			
	正常	轻微劣化	严重劣化	故障
1	0.846 0	0.154 0	0	0
2	0.715 7	0.258 9	0.025 4	0
3	0.605 5	0.326 4	0.055 4	0.012 7
4	0.512 3	0.365 7	0.081 6	0.040 4
5	0.433 4	0.384 3	0.101 1	0.081 2
6	0.366 7	0.387 6	0.114 0	0.131 7
7	0.310 2	0.380 1	0.120 9	0.188 8
8	0.262 4	0.365 2	0.123 2	0.249 2
9	0.222 0	0.345 3	0.121 9	0.310 8
10	0.187 8	0.322 5	0.117 9	0.371 8
11	0.158 9	0.298 2	0.112 2	0.430 7
12	0.134 4	0.273 5	0.105 3	0.486 8
13	0.113 7	0.249 1	0.097 8	0.539 4
14	0.096 2	0.225 5	0.089 9	0.588 4
15	0.081 4	0.203 1	0.082 2	0.633 3
16	0.068 9	0.182 1	0.074 6	0.674 4
17	0.058 3	0.162 7	0.067 4	0.711 6
18	0.049 3	0.144 8	0.060 5	0.745 4
19	0.041 7	0.128 5	0.054 2	0.775 6
20	0.035 3	0.113 7	0.048 3	0.802 7
21	0.029 8	0.100 4	0.042 9	0.826 9
22	0.025 2	0.088 4	0.038 0	0.848 4
23	0.021 3	0.077 8	0.033 6	0.867 3
24	0.018 1	0.068 2	0.029 6	0.884 1

同理把多观察序列输入到 HMM 模型中,模型训练过程如图 2.对比图 1 和图 2,可以看到 HSMM 模型的收敛对数概率比 HMM 模型的收敛对数概率更大,说明加入了时间参数的 HSMM 模型比 HMM 模型更能描述数控铣床的性能退化过程.

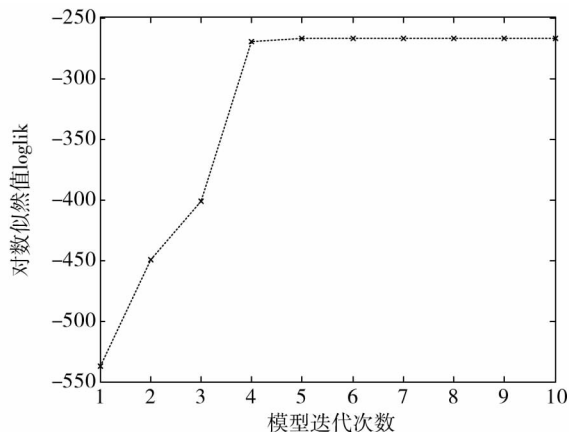


图 2 HMM 模型训练过程

Fig. 2 Process model of training HMM

最终再依据 t 时刻装备可靠度 $R(t) = 1 - P_{k+1}(t)$ 计算出该型装备的可靠度,并绘出可靠度变动曲线.如图 3 所示.

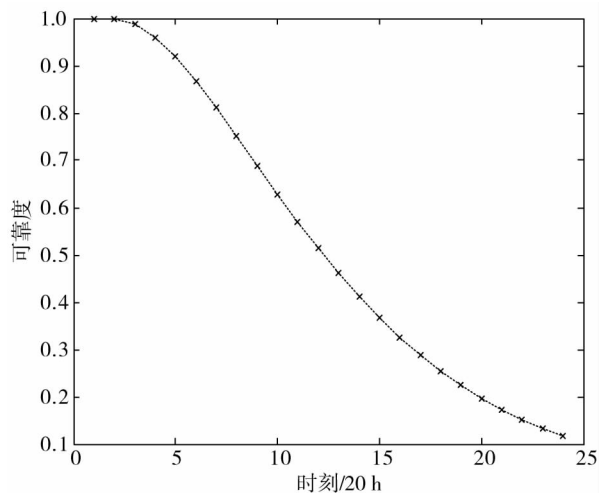


图 3 可靠度变动曲线

Fig. 3 Reliability curve

4 结论

通过引入 HSMM 模型,可以比较真实的描述数控装备的劣化过程并且得到反映状态变迁的一步转移概率矩阵,从而找到数控装备可靠度随时间变化的规律,这对于减少数控装备由于突发故障造成损失、数控装备可靠性增长、制定维修计划等具有重大的意义.

参考文献:

[1] Wang Z M, Yang J G. Reliability assessment of numerical control machine tools using Weibull mixture models [J]. Advanced Materials Research, Advanced Materials Science and Technology,

[2] 王智明,杨建国,王国强,等. 多台数控机床的时间截尾可靠性评估[J]. 哈尔滨工业大学学报,2011,43(3):85-89.
Wang Z M, Yang J G, Wang G Q, et al. Reliability evaluation of multiple NC machine tools with time truncation [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2011,43(3):85-89.

[3] 杨建国,王智明,王国强,等. 数控机床可靠性指标的似然比检验区间估计[J]. 机械工程学报,2012,48(2):9-15+22.
Yang J G, Wang Z M, Wang G Q, et al. Likelihood ratio test interval estimation of reliability indices for numerical control machine tools[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012,48(2):9-15+22.

[4] 杨兆军,郝庆波,陈菲,等. 基于区间分析的数控机床可靠性模糊综合分配方法[J]. 北京工业大学学报,2011,37(3):321-329.
Yang Z J, Hao Q B, Chen F, et al. A comprehensive fuzzy reliability allocation method of NC machine tools based on interval analysis[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2011,37(3):321-329.

[5] 于文东,赵进,谭智,等. 基于灰色理论的加工中心可靠性分析[J]. 机床与液压,2012,40(13):193-195.
Yu W D, Zhao J, Tan Z, et al. Reliability analysis of machine center based on gray theory[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2012,40(13):193-195.

[6] 吴军. 基于性能参数的数控装备服役可靠性评估方法与应用[D]. 武汉:华中科技大学,2008.
Wu J. Methods and applications of operational reliability estimation for CNC equipment base on performance parameters [D]. Wuhan : Huazhong University of Science and Technology, 2008.

[7] 吴军,邵新宇,邓超. 隐马尔科夫链模型在装备运行可靠性预测中的应用[J]. 中国机械工程,2010,21(19):2345-2349.
Wu J, Shao X Y, Deng C. A HMC - based equipment operation reliability prediction with multiple observation sequences[J]. China Mechanical Engineering, 2010,21(19):2345-2349.

[8] 邓超,吴军,万紫娟. 基于支持向量机工具的性能劣化建模方法

[J]. 计算机集成制造系统,2009,15(4):685-689.
Deng C, Wu J, Wan Z J. Performance degradation model based on support vector machine [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2009,15(4):685-689.

[9] 李南,卢晓红,韩鹏卓,等. 数控机床及其关键功能部件可靠性研究综述[J]. 组合机床与自动化加工技术,2012,11:105-108.
Li N, Lu X H, Han P Z, et al. Study on the reliability of CNC machine tools and key function units[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2012,11:105-108.

[10] 曾庆虎,邱静,刘冠军. 小波相关特征尺度熵和隐半马尔可夫模型在设备退化状态识别中的应用[J]. 机械工程学报,2008,44(11):236-241+247.
Zeng Q H, Qiu J, Liu G J. Application of wavelet correlation feature scale entropy and hidden Semi - Markov models to equipment degradation state recognition [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering,2008,44(11):236-241+247.

[11] Yu S Z, Kobayashi H. An efficient forward - backward algorithm for an explicit duration hidden Markov model [J]. IEEE Signal Processing Letters. 2003,10(1):1-14.

[12] 胡海峰,安茂春,秦国军,等. 基于隐半 Markov 模型的故障诊断和故障预测方法研究[J]. 兵工学报. 2009,30(1):69-75.
Hu H F, An M C, Qin G J, et al, Study on fault diagnosis and prognosis methods based on Hidden Semi - Markov Model [J]. Journal of China Ordnance. 2009,30(1):69-75.

[13] 谷秀娟,李超. 基于马尔科夫链的房价预测研究 [J]. 消费济, 2012,28(5):40-42+48.
Gu X J, Li C. Study on prediction of house prices based on Markov chain [J]. Consumer Economics, 2012,28(5):40-42+48.

[14] 唐宇,迟卫,谢田华. 基于马尔科夫链的舰艇生命力评估[J]. 舰船科学技术,2003,25(5):9-11.
Tang Y, Chi W, Xie T H. Assessment of ship survivability based on Markov chain [J]. Ship Science and Technology, 2003,25(5):9-11.

Operational reliability evaluation for CNC equipment based on HSMM

YUAN Jun¹, MAO Zheng - yu¹, LIU Fan - mao²

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China;

2. Hunan Provincial Key Laboratory of Health Maintenance for Mechanical Equipment, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China)

Abstract: CNC equipment is the high cost of the products, it cost too much to get the failure time of CNC equipment from life test alone. In order to evaluate the reliability of CNC machine tools is very important to study the performance of the numerical control equipment and the time - dependent pattern when the experimental data is not very rich. The hidden semi - Markov model (HSMM) was put forward for data mining on CNC equipment performance parameters. The state transition matrix was calculated which describing the failure process that CNC equipment from the normal state to the failure of the state transition. Combined state transition matrix and Markov prediction model to assess the reliability of CNC equipment. The feasibility of this method is verified in a numerical control milling machine, this method enriches the CNC equipment reliability assessment theory.

Key words: HSMM; operation performance; Markov chain; reliability; CNC milling machine