doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2014.02.001

多台数控机床不完全维修的可靠性评估

张根保,刘 杰,高琦樑,杨 毅 (重庆大学机械工程学院,重庆 400044)

摘 要:为了解决数控机床不完全维修的可靠性评估问题,提出了基于广义比例强度模型 (generalized proportional intensity model, GPIM)的多台数控机床的可靠性评估方法,建立了故障时间的广义比例强度函数式。用极大似然估计法和 Fisher 信息矩阵法给出了模型参数的点估计与区间估计,并求出了机床可靠性指标的点估计和基于 Delta 法的区间估计。同时,利用似然比检验方法对故障趋势和修复功效的显著性进行了验证。实例分析表明:在考虑维修活动的影响时,广义比例强度模型优于完全维修和最小维修分析方法,能定量反映出维修对机床可靠性的作用,得出的瞬时和累积可靠性特性会更符合实际。

关键词:数控机床;可靠性;不完全维修;费舍尔信息矩阵

中图分类号:TG659;TB114 文献标志码:A 文章编号:1000-582X(2014)02-001-06

Reliability assessment of multiple NC machine tools with imperfect repair

ZHANG Genbao, LIU Jie, GAO Qiliang, YANG Yi

(College of Mechanical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: An approach of assessing the reliability of multiple NC machine tools with imperfect repair based on generalized proportional intensity model (GPIM) is proposed, and a GPIM function for failure times is built. Point and confidence bounds estimates of model parameters are given by maximum likelihood method and Fisher information matrix method. Point estimates of reliability metrics are also derived with their confidence bounds offered through Delta method. Likelihood ratio tests are adopted to check the time trend and repair effect. A real example analysis demonstrates that, GPIM approach outperforms perfect repair and minimal repair methods considering the effects of repair activities, capable to capture quantitatively repair effect on machine tools reliability, hence the instantaneous and cumulative reliability properties are more practical.

Key words: NC machine tools; reliability; imperfect repair; Fisher information matrix

可靠性是数控机床性能的重要指标,对数控机床的可靠性进行评估是机床可靠性工作的重要内容。常见的数控机床可靠性评估立足于普通更新理

论[1-3]和非齐次随机过程[4-5],两者分别对应完全维修和最小维修。前者假设机床经维修后可以恢复到最初始的"如新状态",而后者则认为机床经维修后

收稿日期:2013-09-15

基金项目:国家自然科学基金资助项目(50835008,51175527);国家"高档数控机床与基础制造装备"科技重大专项(2010ZX04014-015,2011ZX04003-031,2012ZX04011-031)

作者简介: 张根保(1953-), 男, 重庆大学教授、博士生导师, 主要从事现代质量工程、先进制造技术和数控机床可靠性研究, (E-mail) gen. bao. zhang@263. net。

恢复到故障发生前的"如旧状态"。然而在现实中,大多数控机床在维修后不会处于这2种极端状态,而是处于一种中间状态,即维修是不完全的。目前,对不完全维修条件下的数控机床可靠性评估的研究相对较少,而且研究方法集中于Kijima模型即广义更新过程。其中,文献[6-7]对单台和多台数控机床的Kijima模型I、II进行了分析,并应用非线性约束规划方法求解模型参数;文献[8]利用Kijima I 对数控机床子系统可靠性进行了建模分析,并应用遗传算法对模型参数进行求解。但是,应用Kijima模型进行机床可靠性评估不仅参数求解复杂,最为不便的是研究者无法通过模型直接得出可靠性指标如失效强度、MTBF等,而是需要借助模拟如Monte Carl 的方法[9]间接求得,限制了其工程应用。

为此,文中提出利用广义比例强度模型(GPIM) 对数控机床的可靠性进行评估。该模型能够像广义 更新过程一样,在评估时考虑到维修活动的影响,所 不同的是模型参数求解容易,并且能够直接得出机 床可靠性指标。

1 基于 GPIM 的故障数据建模

1.1 基于 GPIM 的维修影响因子分析

GPIM 由 H. Guo^[10] 首先提出,其故障强度函数为

$$\lambda(t) = \lambda \beta t^{\beta - 1} \exp[\gamma N(t)]_{\circ} \tag{1}$$

GPIM 认为,每次维修会使产品故障强度发生变化,维修对产品可靠性的累积影响通过 $\gamma N(t)$ 来反映。在此,文中称 γ 为修复功效因子。当 $\gamma < 0$ 时,表示维修对产品可靠性有改善作用;当 $\gamma = 0$ 时,表示维修对产品可靠性没有显著的影响;当 $\gamma > 0$ 时,表示维修使产品可靠性恶化。

为了便于参数与可靠性指标的估计,H. Guo 提出用累积故障数目 m(t)来近似,为

$$\lambda(t) = \lambda \beta t^{\beta-1} \exp[\gamma m(t)],$$

进而可以得到

$$\begin{cases} \lambda(t) = \frac{\lambda \beta t^{\beta - 1}}{1 - \gamma \lambda t^{\beta}}, \\ m(t) = -\frac{1}{\gamma} \ln(1 - \gamma \lambda t^{\beta}). \end{cases}$$
 (2)

1.2 多台数控机床故障数据的 GPIM 建模

设单台机床在时间区间[0,T]内的故障发生时刻为 t_1,t_2,\cdots,t_n ,当 $t_n=T$ 时为故障截尾试验, t_n T时为时间截尾试验。因此,故障时间 t_i 的条件概率密度函数为

 $f(t_i \mid t_{i-1}) = \lambda \beta t^{\beta-1} e^{(i-1)\gamma} \exp[-\lambda (t_i^{\beta} - t_{i-1}^{\beta}) e^{(i-1)\gamma}],$ 所以,机床故障时间的似然函数为

$$L = \prod_{i \in F} f(t_i \mid t_{i-1}) \prod_{i \in C} R(T \mid t_n) = (\lambda \beta)^n \exp\left[\frac{n(n-1)}{2} \gamma - \lambda e^{n\gamma} (T^{\beta} - t_n^{\beta})\right] \times$$

$$\prod_{i=1}^n t_i^{\beta-1} \exp\left[-\lambda e^{(i-1)\gamma} (t_i^{\beta} - t_{i-1}^{\beta})\right],$$

式中: $R(\cdot)$ 为机床条件可靠度函数;F 为故障数据集;C 为时间截尾数据集。

两边取对数得其对数似然函数表达式为

$$\ln L = n(\ln \lambda + \ln \beta) + \frac{n(n-1)}{2}\gamma -$$

$$\lambda e^{n\gamma} (T^{\beta} - t_n^{\beta}) + (\beta - 1) \sum_{i=1}^n t_i - \lambda \sum_{i=1}^n e^{(i-1)\gamma} (t_i^{\beta} - t_{i-1}^{\beta}),$$

因此,对于 k 台机床来说,其对数似然函数为

$$\ln L = \sum_{i=1}^{k} n_{i} (\ln \lambda + \ln \beta) + \sum_{i=1}^{k} \left(\frac{n_{i} (n_{i} - 1)}{2} \gamma - \lambda e^{n_{i} \gamma} (T_{i}^{\beta} - t_{n_{i}}^{\beta}) \right) + (\beta - 1) \sum_{i=1}^{k} \sum_{j=1}^{n_{i}} t_{ij} - \lambda \sum_{i=1}^{k} \sum_{j=1}^{n_{i}} e^{(j-1)\gamma} (t_{ij}^{\beta} - t_{i-1,j}^{\beta}),$$

式中: T_i 为第i 台机床的截尾时间($i=1,2,\dots,k$); n_i 为第i 台机床的故障数; t_{ij} 为第i 台机床的第j 个故障。

式(3)为基于 GPIM 的多台故障数据融合建模函数式。

1.3 GPIM 模型参数的点估计与区间估计

式(3)分别对 λ,β,γ 求偏导并令其为0,得

$$\begin{cases} \frac{\partial \ln L}{\partial \lambda} = \frac{n}{\lambda} - \sum_{i=1}^{k} \sum_{j=1}^{n_i} e^{(j-1)\gamma} (t_{ij}^{\beta} - t_{i-1,j}^{\beta}) - \\ e^{n_i \gamma} (T_i^{\beta} - t_{n_i}^{\beta}) = 0, \end{cases}$$

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \beta} = \frac{n}{\beta} + \sum_{i=1}^{k} \sum_{j=1}^{n_i} t_{ij} - \\ \lambda \sum_{i=1}^{k} \sum_{j=1}^{n_i} e^{(j-1)\gamma} (t_{ij}^{\beta} \ln t_{ij} - t_{i-1,j}^{\beta} \ln t_{i-1,j}) - \\ \lambda \sum_{i=1}^{k} e^{n_i \gamma} (T_i^{\beta} \ln T_i - t_{n_i}^{\beta} \ln t_{n_i}) = 0,$$

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \gamma} = \sum_{i=1}^{k} \frac{n_i (n_i - 1)}{2} - \\ \lambda \sum_{i=1}^{k} \sum_{j=1}^{n_i} (j - 1) e^{(j-1)\gamma} (t_{ij}^{\beta} - t_{i-1,j}^{\beta}) - \\ \lambda \sum_{i=1}^{k} n_i e^{n_i \gamma} (T_i^{\beta} - t_{n_i}^{\beta}) = 0. \end{cases}$$

求解上式方程组可得出 GPIM 参数的极大似然 点估计值。

GPIM 参数的区间值可利用最大似然估计值的 渐近对数正态分布特性[11]进行估计,对参数 θ 有

$$CB_{\theta} = \theta \exp(\pm z_{\alpha/2} \sqrt{\text{var}\theta}/\theta)$$
, (4)
式中, $z_{\alpha/2}$ 为置信度,是 $100(1-\alpha)$ %的标准正态分布的分位数。

当式(4)的参数为 λ , β , γ ,其方差及协方差由逆 Fisher 信息矩阵[11]为

$$\begin{cases}
\operatorname{var}(\lambda) & \operatorname{cov}(\lambda, \beta) & \operatorname{cov}(\lambda, \gamma) \\
\operatorname{cov}(\lambda, \beta) & \operatorname{var}(\beta) & \operatorname{cov}(\beta, \gamma) \\
\operatorname{cov}(\lambda, \gamma) & \operatorname{cov}(\beta, \gamma) & \operatorname{var}(\gamma)
\end{cases} =$$

$$\begin{bmatrix}
-\frac{\partial^{2} \ln L}{\partial \lambda^{2}} & -\frac{\partial^{2} \ln L}{\partial \lambda \partial \beta} & -\frac{\partial^{2} \ln L}{\partial \lambda \partial \gamma} \\
-\frac{\partial^{2} \ln L}{\partial \lambda \partial \beta} & -\frac{\partial^{2} \ln L}{\partial \beta^{2}} & -\frac{\partial^{2} \ln L}{\partial \beta \partial \gamma}
\end{bmatrix}^{-1}$$

$$\begin{bmatrix}
-\frac{\partial^{2} \ln L}{\partial \lambda \partial \gamma} & -\frac{\partial^{2} \ln L}{\partial \beta \partial \gamma} & -\frac{\partial^{2} \ln L}{\partial \gamma^{2}} \\
-\frac{\partial^{2} \ln L}{\partial \lambda \partial \gamma} & -\frac{\partial^{2} \ln L}{\partial \beta \partial \gamma} & -\frac{\partial^{2} \ln L}{\partial \gamma^{2}}
\end{bmatrix}_{\lambda = \lambda; \beta = \beta; \gamma = \gamma}^{\lambda = \lambda; \beta}$$

利用上式结果,将 λ , β , γ 代入式(4),可得出GPIM 参数的区间估计。

2 数控机床可靠性指标的估计

2.1 数控机床可靠性指标的点估计

机床可靠性指标能够对机床可靠性的变化给出 定量的描述。GPIM 参数求解后就可以对机床的各 种可靠性参数进行计算。这里给出 2 类可靠性 指标:

- 1)瞬时故障强度函数 $\lambda(t)$ 与瞬时 MTBFu(t);
- 2)累积故障强度 $\lambda_{\epsilon}(t)$ 、累积平均无故障工作时间 $u_{\epsilon}(t)$ 与累积故障数 m(t)。其中,累积平均无故障工作时间 $u_{\epsilon}(t)$ 即是客户能够感受到的平均无故障工作时间 MTBF。

将 λ , β , γ 的极大似然估计值代人式(2),便能够得出瞬时故障强度函数 $\lambda(t)$ 与累积故障数m(t)的点估计。

由
$$u(t) = \frac{1}{\lambda(t)}$$
,得 $u(t)$ 点估计为
$$u(t) = \frac{1 - \hat{\lambda}\hat{\gamma}t^{\hat{\beta}}}{\hat{\lambda}\hat{\beta}t^{\hat{\beta}-1}},$$

由
$$u_{\epsilon}(t) = \frac{t}{m(t)}$$
,得 $u_{\epsilon}(t)$ 点估计为
$$u_{\epsilon}(t) = -\frac{\hat{\gamma}t}{\ln(1-\hat{\lambda}\hat{\gamma}t^{\hat{\beta}})},$$

进而,可由 $\lambda_{\epsilon}(t) = \frac{1}{u_{\epsilon}(t)}$ 求得 $\lambda_{\epsilon}(t)$ 点估计值。

2.2 数控机床可靠性指标的区间估计

采用 Delta 方法^[12]对以上可靠性指标进行区间估计。

设∇为参数 λ,β,γ 的函数,则
∇的方差为

$$\begin{aligned} \operatorname{var}(\bigtriangledown) &= \left(\frac{\partial\bigtriangledown}{\partial\lambda}\right)^2 \operatorname{var}(\hat{\lambda}) + \left(\frac{\partial\bigtriangledown}{\partial\beta}\right)^2 \operatorname{var}(\hat{\beta}) + \\ &\left(\frac{\partial\bigtriangledown}{\partial\gamma}\right)^2 \operatorname{var}(\hat{\gamma}) + 2\left(\frac{\partial\bigtriangledown}{\partial\lambda}\right) \left(\frac{\partial\bigtriangledown}{\partial\beta}\right) \operatorname{cov}(\hat{\lambda}, \hat{\beta}) + \\ &2\left(\frac{\partial\bigtriangledown}{\partial\lambda}\right) \left(\frac{\partial\bigtriangledown}{\partial\gamma}\right) \operatorname{cov}(\hat{\lambda}, \hat{\gamma}) + 2\left(\frac{\partial\bigtriangledown}{\partial\beta}\right) \left(\frac{\partial\bigtriangledown}{\partial\gamma}\right) \operatorname{cov}(\hat{\beta}, \hat{\gamma}), \\ & \text{从而,} \Diamond \text{的区间亦可由式}(4)求出。 \end{aligned}$$

当 ∇ 分别为 $\lambda(t)$ 、m(t)、 $\lambda_c(t)$ 、u(t)和 $u_c(t)$,便可以得出相应可靠性指标的区间估计。

3 故障趋势检验与修复功效检验

为了对 GPIM 模型的有效性进行验证,采用似然比检验法[12]对故障趋势与修复功效检验。

3.1 故障趋势检验

原假设 H_0 :故障过程不存在显著故障趋势(β = 1)。备选假设 H_1 :故障过程存在显著故障趋势(β ≠ 1)。统计检验量为

$$\Lambda_1 = -2 \ln \frac{L(\beta = 1; \lambda, \gamma)}{L(\lambda, \beta, \gamma)} \sim \chi_1^2$$

对于给定的显著水平 α , 当 Λ_1 值大于临界值 K时, 拒绝原假设; 否则,接受原假设; 以下同此。

3.2 修复功效检验

原假设 H_0 :维修活动对机床可靠性无显著影响 $(\gamma=0)$ 。备选假设 H_1 :维修活动使机床可靠性改善或恶化 $(\gamma\neq0)$ 。统计检验量为

$$\Lambda_2 = -2 \ln rac{L(oldsymbol{\gamma} = 0 ; oldsymbol{\lambda}, oldsymbol{eta})}{L(oldsymbol{\lambda}, oldsymbol{eta}, oldsymbol{\gamma})} \sim \chi_1^2$$
 .

3.3 故障趋势与修复功效协同检验

原假设 H_0 : 机床故障过程无明显趋势且维修活动无明显作用(β =1 且 γ =0)。备选假设 H_1 : 至少有一种影响存在(β ≠1 或 γ ≠0)或同时存在(β ≠1 且 γ ≠0)。统计检验量为

$$\Lambda_3 = -2 \ln \frac{L(\beta=1,\gamma=0;\lambda)}{L(\lambda,\beta,\gamma)} \sim \chi_2^2$$
.

4 实例分析

文献[3]给出了 4 台数控机床的 28 个故障数据,并用寿命分布分析方法(完全维修)对数据进行了分析,结论认为:故障数据优先符合威布尔分布;文献[5,7]分别采用非齐次泊松过程方法(最小维修)与广义更新过程方法(不完全维修)对文献[3]的数据进行了分析并对以上 3 种方法进行了比较,结

论认为:非齐次泊松过程(NHPP)方法优于威布尔分布,广义更新过程得出的结果与非齐次泊松过程一致。现用文中提出的 GPIM 模型对这 4 台机床的故障数据进行分析。

4.1 基于 AIC 和 BIC 准则的模型优选

在应用 GPIM 对 4 台机床进行可靠性分析之前,首先根据 AIC^[13] (akaike information criterion) 和 BIC^[14] (bayesian information criterion)信息准则将 GPIM 与其他模型进行比较。AIC 和 BIC 利用

了似然估计性质是模型选择的有效方法之一。该准则认为最佳模型应有最小的 AIC 和 BIC 值,其表达式定义为

$$AIC = -2\max \ln L + 2m,$$

$$BIC = -2 \max \ln L + m \ln n$$
,

式中:m 为模型参数的个数;n 为观测数据的个数;max ln L 为故障数据的最大对数似然函数。

各模型的计算结果如表1所示。

10	•	П	大土	"	77 711	/ C

估计对象	完全维修	最小维修		不完全维修	
	Weibull 分布	NHPP	Kijima I	Kijima 🏻	GPIM
	$\lambda = 0.0028$	$\lambda = 0.0947$	$\lambda = 0.0947$	$\lambda = 0.0947$	$\lambda = 0.0220$
模型参数	β =1.049 3	β =0.5688	β =0.5688	β =0.5688	β =0.9236
	_	_	q = 1.0000	q = 1.0000	$\gamma = -0.3168$
$-\ln\!L$	157.927 0	152.579 3	152.579 3	152.579 3	150.691 4
AIC	319.854 0	309.158 6	311.158 6	311.158 6	307.3828
BIC	322.519 0	311.823 0	315.155 2	315.155 2	311.379 4

由表 1 可知,Weibull 分布表明机床近似处于偶然期,而最小维修和不完全维修条件下的模型均表明机床处于可靠性增长阶段。此外,一lnL、AIC 和BIC 结果显示 GPIM 为最佳模型。

4.2 模型参数及可靠性指标计算

求解参数偏导方程组并利用 Fisher 信息矩阵 计算出模型参数的点估计与置信度为 90%的置信 区间,见表 2 所示。

表 2 模型参数点估计与区间估计

模型参数	点估计	置信度 90%的置信区间
λ	0.022 0	[0.003 4,0.142 1]
β	0.923 6	[0.740 1,1.152 6]
γ	-0.316 8	[-0.6042, -0.1661]

因此,机床的瞬时与累积的可靠性指标如下: 瞬时可靠性指标为

$$\begin{cases} \lambda(t) = \frac{2.031 \ 9 \times 10^{-2} t^{-0.076 \ 4}}{1 + 6.969 \ 6 \times 10^{-3} t^{0.923 \ 6}}, \\ u(t) = 0.343 t + 49.214 \ 5 t^{0.076 \ 4}, \end{cases}$$

累积可靠性指标为

$$\begin{cases} \lambda_{c}(t) = 3.156 \ 6t^{-1}\ln(1+6.969 \ 6 \times 10^{-3} t^{0.923 \ 6}), \\ u_{c}(t) = \frac{0.316 \ 8t}{\ln(1+6.969 \ 6 \times 10^{-3} t^{0.923 \ 6})}, \\ m(t) = 3.156 \ 6\ln(1+6.969 \ 6 \times 10^{-3} t^{0.923 \ 6}). \end{cases}$$

当 t=1 500 时的可靠性指标点估计与置信度 90%的置信区间,见表 3 所示。

表 3 可靠性指标点估计与区间估计

模型参数	点估计	置信度 90%的置信区间		
$\lambda(t=1\ 500)$	1.665 1×10^{-3}	[8.419 0×10^{-4} , 3.293 3×10^{-3}]		
$\lambda_c(t=1\ 500)$	4.089 \times 10 ⁻³	[3.3095×10^{-3} , 5.0513×10^{-3}]		
$u(t=1\ 500)$	600.557 6	[303.647 3,1187.791]		
$u_c(t=1\ 500)$	244.577 9	[197.968 2,302.161 3]		
$m(t=1\ 500)$	6.133 1	[4.964 2,7.577 0]		

图1为机床瞬时与累积可靠性指标置信度90%的双侧区间图。

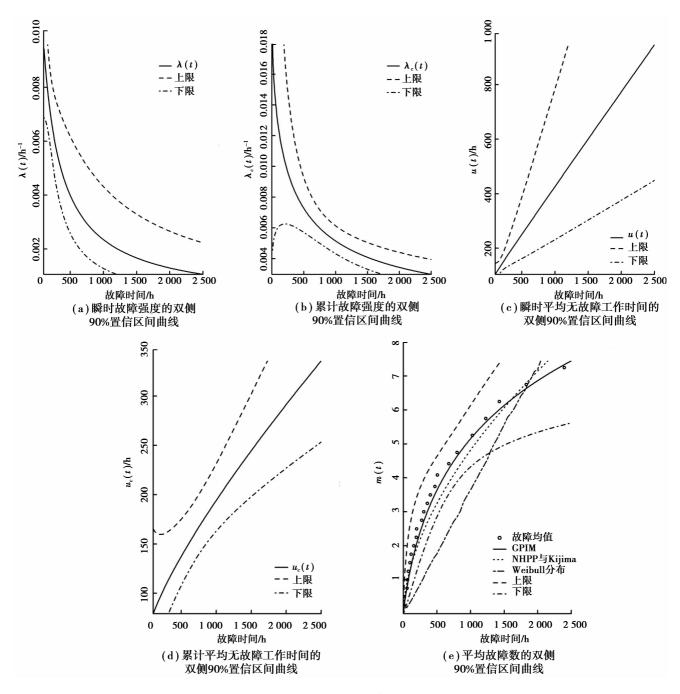


图 1 可靠性指标的双侧 90%置信区间曲线

图 1(e) 可以看出,GPIM 模型曲线较好地拟合了 4 台机床的实际故障均值;图 1(a) 与图 1(b) 显示故障强度整体呈下降趋势,表明机床的可靠性得到改善;图 1(c) 与图 1(d) 对比表明,尽管到后期(如 t=1500~h)瞬时 MTBF 能够达到 600~h 以上,但累积 MTBF 只有 250~h 左右,说明早期故障降低了机床整体在客户使用时的可靠性表现水平,建议生产商在机床出厂前加强早期故障消除技术。

4.3 模型检验与讨论

故障趋势检验与修复功效检验的结果如表 4

所示。

表 4 故障趋势与修复功效检验结果

 检验	,占	临界	结论(显著
项目	Λ值	值 K	水平 5%)
故障趋势	8.009 6	3.84	拒绝原假设
修复功效	64.139 9	3.84	拒绝原假设
协同检验	162.407 4	5.99	拒绝原假设

1)表 4 故障趋势结果表明,所评估的 4 台数控

机床故障过程具有显著的趋势,这与最小维修和 Kijima模型 I、II 以及图 1(a)、图 1(b)的结论 一致。

2)修复功效结果表明,对 4 台数控机床进行的维修活动是积极的,它对机床可靠性的改善作用显著;这一结论与广义更新过程(Kijima 模型 I、II)所得出的结论修复功效因子 q=1.0000 不同。广义更新过程 q=1.0000 ,表示维修活动只是将机床恢复到了故障前的状态(最小维修),而没有使机床的可靠性比故障前的状态得到改善,换句话说,维修活动的作用是不显著的。由于从模型拟合优度比较结果来看,对该例 GPIM 优于广义更新过程,这里认为修复功效显著。

3)协同检验结果表明,有足够的理由拒绝原假设。与此同时,综合故障趋势、修复功效检验结果和GPIM模型的拟合度来看,认为二者协同作用于机床故障过程是合理的。

5 结 论

数控机床是典型的可修复系统,在对数控机床进行可靠性评估时,维修活动是要进行考虑的重要影响因子。相比于完全维修和最小维修,不完全维修更符合机床的实际状况。文中提出了利用广义比例强度模型(GPIM)对不完全维修条件下的机床可靠性进行评估,给出了模型参数和可靠性指标的点估计与区间估计。通过对4台数控机床的实例分析表明,GPIM模型得出的结果要优于其他的方法和模型。此外,广义更新过程对实例分析得出了与GPIM有差异性的结论,说明了对二者的对比研究非常有必要,这也是笔者接下的研究方向。

参考文献:

- [1] Jia Y Z, Wang M L, Jia Z X. Probability distribution of machining center failure [J]. Reliability Engineering and System Safety, 1995, 50(1):121-125.
- [2] Dai Y,Zhou Y F,Jia Y Z. Distribution of time between failures of machining center based on type I censored data [J]. Reliability Engineering and System Safety, 2003,79(3):377-379.
- [3] 张英芝,贾亚洲,申桂香,等. 基于随机截尾的数控机床 故障分布模型研究[J]. 系统工程理论与实践,2005,2: 134-138.
 - ZHANG Yingzhi, JIA Yazhou, SHEN Guixiang, et al. Research on model of failure distribution for numerical

- machine with random ending method [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2005(2):134-138.
- [4] 张英芝,申桂香,薛玉霞,等. 随机截尾数控机床故障过程[J]. 吉林大学学报:工学版,2007,37(6):1346-1349 ZHANG Yingzhi, SHEN Guixiang, XUE Yuxia, et al. Failure process for numerical control machine with random ending method [J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition,2007,37(6):1346-1349.
- [5] 王智明,杨建国,王国强,等. 多台数控机床最小维修的可靠性评估[J]. 哈尔滨工业大学学报,2011,43(7): 127-130.
 - WANG Zhiming, YANG Jianguo, WANG Guoqiang, et al. Reliability assessment of multiple machine tools with minimal repair[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2011, 43(7):127-130.
- [6] Wang Z M, Yang J G. Numerical method for Weibull generalized renewal process and its applications in reliability analysis of NC machine tools [J]. Computers & Industrial Engineering, 2012, 63(4):1128-1134.
- [7]王智明. 数控机床的可靠性评估与不完全预防维修及 其应用[D]. 上海:上海交通大学,2011.
- [8] 许彬彬. 基于维修程度的数控机床可靠性建模与分析 [D]. 吉林:吉林大学博士学位论文,2011.
- [9] Krivtsov V. A monte carlo approach to modeling and estimation of the generalized renewal process in repairable system reliability analysis [D]. Maryland: University of Maryland, College Park, 2000.
- [10] Guo H R, Zhao W B, Mettas A. Practical methods for modeling repairable systems with time trends and repair effects [C] // Proceedings of 2006 Annual Reliability and Maintainability Symposium, January 23-26, 2006, Newport Beach, California. Piscataway: IEEE Press, 2006:182-188.
- [11] Nelson W. Accelerated testing: statistical methods, test plans, and data analysis [M]. New York: John Wiley & Sons, 1990.
- [12] Meeker W Q, Escobar L A. Statistical methods for reliability data [M]. New York: John Wiley & Sons, 1998
- [13] Akaike H. A new look at statistical model identification [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1974, 19(6):716-723.
- [14] Schwarz G. Estimating the dimension of a model[J]. Annals of Statistics, 1978, 6(2):461-464.

(编辑 詹燕平)