

基于动态 Bayes 网络的结构时变可靠性分析*

孙鸿宾, 吴子燕, 刘书奎

(西北工业大学 力学与土木建筑学院, 西安 710129)

摘要: 针对存在抗力退化结构的时变可靠性问题,提出一种动态贝叶斯网络(dynamic Bayesian network, DBN)模型,以 γ 过程作为抗力退化模型,并离散为 Bayes 网络,同时建立观测模型、可靠性模型,组合为动态 Bayes 网络,通过连续节点消除与离散得到仅含离散变量的动态 Bayes 网络;给出精确推理的 3 种情况,评估现在(滤波)、未来(预测)以及过去时刻(平滑)结构的状态.当测量信息出现时,对退化模型参数重新估计,利用精确推理来更新结构时变可靠性.以存在抗力退化的一跨刚架作为研究对象,验证了模型的合理性.

关键词: 时变可靠性; 动态 Bayes 网络; 抗力退化; 精确推理; 更新

中图分类号: TU311.2; O342 **文献标志码:** A

doi: 10.3879/j.issn.1000-0887.2014.01.011

引 言

从上世纪 90 年代开始,结构时变可靠性方法已成为国内外学者的研究热点,结构时变可靠性问题可分为两类:一是由于结构材料性质随时间的退化而导致,如混凝土强度由于腐蚀、疲劳、裂缝的扩展而降低;二是由于结构上的荷载随时间变化,如温度、海浪冲击、交通荷载等.结构时变可靠性的计算方法与时不变可靠性的计算方法相比远不成熟,吕大刚等^[1]将已有的时变可靠性计算方法分为 4 类:时间离散法、时间综合法、时间离散-综合法及首次超越概率法;王正和谢里阳^[2]建立不确定性载荷作用下的零件时变可靠性模型,并对比强度不退化和退化时的零件时变可靠性;Stewart 和 Mullard^[3]通过分析钢筋混凝土在氯离子腐蚀作用下桥梁的腐蚀程度与裂纹扩展,分析其时变可靠性,为维修提供决策依据;Kuniewski 和 Weide 等^[4]给出了评估退化结构的时变可靠性的抽样检测方法,根据检测数据通过 Bayes 方法更新结构缺陷分布,进而评估结构的时变可靠性;Liu 和 Frangopol^[5]提出了桥梁的时变可靠性计算模型,并扩展到桥梁网络的时变可靠性;Noortwijk 和 Weide 等^[6]以 γ 随机过程作为结构抗力的退化模型,以非均匀 Poisson 过程作为载荷模型,给出了结构时变可靠性的解析解.上述学者的研究大部分只是针对设计方案的可靠性,而不包括真实结构的可靠性,但实际结构的退化过程具有很大的不确定性,因此基于测量数据的结构时变可靠性评估相对而言更合理.

本文将动态 Bayes 网络与传统结构可靠性方法结合,采用 γ 过程作为结构抗力的退

* 收稿日期: 2013-06-25; 修订日期: 2013-11-01

基金项目: 国家自然科学基金(51278420)

作者简介: 孙鸿宾(1991—),男,合肥人,博士生(通讯作者. E-mail: hbsun1991@mail.nwpu.edu.cn);
吴子燕(1962—),女,浙江宁波人,教授,博士,博士生导师(E-mail: zywu@nwpu.edu.cn);
刘书奎(1986—),男,河南南阳人,博士生(E-mail: skliu@gmail.com).

化模型,将 gamma 过程离散,建立退化结构的动态 Bayes 网络,通过连续节点离散、连续节点消除,得到仅含离散变量的动态 Bayes 网络;当出现新信息时,利用 Bayes 网络的精确推理实现结构时变可靠性的实时更新。

1 动态 Bayes 网络

Bayes 网络是一个包含概率信息有向无环图,包括网络结构和网络参数两部分。网络结构由节点及连接这些节点有向边构成,节点代表随机变量,有向边代表节点间互相关系,网络参数即表征节点间关系强度的条件概率表(conditional probability table, CPT)。Bayes 网络是一种将因果和概率相结合的信息表示框架,并逐渐成为不确定知识表达和推理领域最有效的模型之一,它没有固定的输入或输出节点,任何节点证据的获得都会对其它节点的状态造成影响,同时支持由果及因的诊断推理和由因及果的预测推理。关于 Bayes 网络的理论可参考有关专著^[7-8]。

动态 Bayes 网络是 Bayes 网络的一个特例,表示一个时变过程,由有限或无限个时间维度上的切片组成,每一切片均为一个 Bayes 网络。相邻切片的 Bayes 网络通过由网络中节点指向下一时刻相同节点的有向边相连,有向边通过初始变量 X_0 的概率分布 $P(X_0)$ 及相邻节点的条件概率分布 $P(X_{i+1} | X_i)$ 量化。动态 Bayes 网络适用于随时间变化的结构或系统,能加入结构或系统的测量信息,进行实时更新。根据更新的对象不同分为 3 类:对当前时刻变量进行更新(滤波)、对未来时刻变量进行更新(预测)、对过去时刻变量进行更新(平滑)。

2 抗力退化过程

工程结构因腐蚀、疲劳、裂缝扩展等因素而导致构件抗力的退化,其退化为单调递增,且存在较大不确定性。Gamma 过程具有单调递增与独立增量的性质,可根据参数的变化表示不同的退化过程,非常适合描述工程结构抗力的退化过程,Abdel-Hameed^[9]首次将 gamma 过程作为结构抗力的退化模型。具有下列性质的随机过程 $\{X(t), t \geq 0\}$ 称为 gamma 过程: 1) $X(0) \equiv 0$; 2) $(X(t + \Delta t) - X(t)) \sim \Gamma(x | v(t), u)$; 3) $X(t)$ 具有独立增量。即, gamma 过程的初始值恒为 0,时间间隔 Δt 上的增量服从形状参数为 $v(t)$,尺度参数为 u 的 gamma 分布。当 $v(t)$ 为线性函数时, $\{X(t), t \geq 0\}$ 称为稳态 gamma 过程。Van Noortwijk 等^[6]提出,根据幂律分布(power law),其形状参数可表示为

$$v(t) = at^b, \quad (1)$$

其中 a, b, u 为参数。 b 可由工程经验确定,根据 Ellingwood 和 Mori 的文献[10]:结构抗力退化原因为钢筋腐蚀时,可取 $b = 1$;结构抗力退化原因为硫酸盐侵蚀时,可取 $b = 2$;当存在扩散控制过程时,可取 $b = 0.5$;其中应用最广泛为 $b = 1$ 的稳态 gamma 过程。本文采用稳态 gamma 过程作为结构抗力退化模型,结构抗力为抗力初始值与抗力退化值的差:

$$R(t) = R_0 - X(t), \quad (2)$$

确定退化值的生长过程,即可确定结构抗力的退化过程。具有稳态 gamma 过程的抗力退化过程如图 1 所示。

在已知 b 的条件下, a, u 可根据参数估计得到。假设时刻 $\{t_i | 0 = t_0 < t_1 < \dots < t_n\}$ 时的结构抗力退化的抽样数据为 $\{x_0 = 0, x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 且 $0 = x_0 < x_1 < \dots < x_n$, 令 $w_i = t_i^b - t_{i-1}^b$, $i = 1, 2, \dots, n$, 根据矩估计方法,有

$$\frac{\hat{a}}{\hat{u}} = \frac{x_n}{t_n^b}, \quad \frac{x_n}{\hat{u}} \left(1 - \left(\sum_{i=1}^n w_i^2 \right) / \left(\sum_{i=1}^n w_i \right)^2 \right) = \sum_{i=1}^n \left(x_i - x_{i-1} - \frac{x_n}{t_n^b} w_i \right)^2. \quad (3)$$

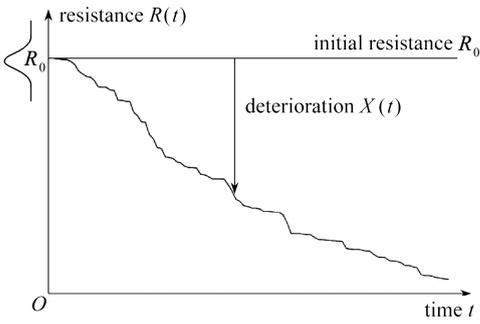


图1 抗力退化的 gamma 过程

Fig.1 Gamma process of resistance deterioration

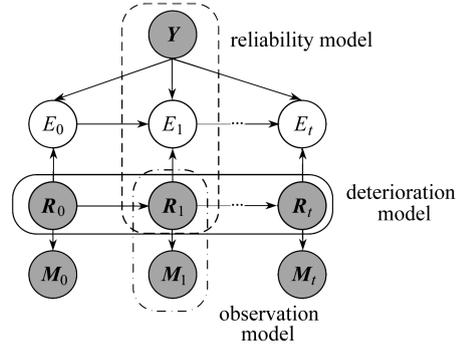


图2 结构时变可靠性的一般动态 Bayes 网络模型

Fig.2 General DBN model

3 基于动态 Bayes 网络的结构时变可靠性分析

3.1 动态 Bayes 网络模型建立

本文动态 Bayes 网络模型由 3 部分组成:可靠性模型、退化模型及观测模型(如图 2 所示),其中阴影节点表示连续随机变量,无阴影节点为离散随机变量.假设影响结构可靠性的基本随机变量为 $Z = \{Y, R\}$,其中 Y 为时不变随机变量的向量, R 为时变的结构抗力随机变量的向量,结构状态变量以 E 表示, $E = 0$ 或 1 分别表示结构的失效和安全, M 为 R 的测量信息变量的向量.

1) 可靠性模型:在时间维度上离散为串联系统,当 $t - 1$ 时刻结构失效时即 $E_{t-1} = 0$, t 时刻结构必然失效即 $E_t = 0$;反之 $E_{t-1} = 1$, E_t 未必为 1,可根据可靠性方法计算其失效概率.其数学模型可表示为

$$P(E_t = 0 | E_{t-1}, R_t) = \begin{cases} \int_{\Omega_E} f_Y(y) f_{R_t}(r_t) dx dr_t, & E_{t-1} = 1, \Omega_E = \{g(y, r_t) \leq 0\}, \\ 1, & E_{t-1} = 0, \end{cases} \quad (4)$$

其中 $g(y, r_t)$ 为结构的功能函数.

2) 退化模型:将抗力退化过程离散为 $\{R_0, R_1, \dots, R_t, \dots, t \geq 0\}$.离散后此随机过程具有 Markov(马尔科夫)性,在给定 t 时刻的结构抗力值 R_t 的条件下, R_{t+1} 仅与 R_t 有关,且 R_t 到 R_{t+1} 的增量服从 gamma 分布,可表示为

$$f(R_{t+1} | R_0, R_1, \dots, R_t) = f(R_{t+1} | R_t), \quad (5)$$

$$R_{t+1} = R_t - \Delta x, \quad \Delta x \sim \Gamma(x | v(t+1) - v(t), u), \quad (6)$$

其中 $f(\cdot)$ 为概率密度函数.

3) 观测模型:由于测量中的各种不确定性,结构抗力观测值存在一定的误差,可表示为

$$M_t = R_t + \varepsilon, \quad \varepsilon \sim N(\mu, \sigma^2), \quad (7)$$

其中 ε 为服从正态分布的误差变量向量.

3.2 连续节点离散与消除

为了实现 Bayes 网络的精确推理,连续节点(变量)离散是 Bayes 网络中常用的处理方法.假设需离散的连续变量 X 的分布函数为 $F_X(x)$,连续变量离散过程为寻找合适的离散变量 X' 及其分布函数 $F_{X'}(x)$ 替代原变量 X 及其概率分布函数.本文中采用均匀离散方法,将 X 的定义域均匀划分为 n 个区间: $\Omega_X = \Omega_1 \cup \Omega_2 \cup \dots \cup \Omega_n$, x_i^l, x_i^u 为区间 Ω_i 的下界与上界,区间数 n 可

根据离散后分布与原分布的相对熵收敛确定.两个随机变量的相对熵(K-L distance)定义为

$$D(f \parallel g) = \int_{\Omega} f(\mathbf{x}) \log_2 \left(\frac{f(\mathbf{x})}{h(\mathbf{x})} \right) d\mathbf{x}. \quad (8)$$

根据上述定义,变量 X 离散后分布与原分布在区间 w_j 上的相对熵为

$$E_j = \left[\frac{f_{\max} - h}{f_{\max} - f_{\min}} f_{\min} \log_2 \left(\frac{f_{\min}}{h} \right) + \frac{h - f_{\max}}{f_{\max} - f_{\min}} f_{\max} \log_2 \left(\frac{f_{\max}}{h} \right) \right] |w_j|, \quad (9)$$

其中 E_j 为 w_j 区间上的相对熵, f_{\max}, f_{\min} 为 w_j 区间上的最大值与最小值, h 为离散后该区间上的概率密度函数,取该区间上原分布的均值 \bar{f} , $|w_j|$ 为区间长度.确定区间个数的步骤如下: 1) 初始化离散区间; 2) 计算各个区间相对熵; 3) 增加区间数; 4) 重复步骤 2), 并累和所有区间相对熵; 5) 判断累和是否收敛(前后两次误差是否小于 5%), 不收敛回到步骤 3), 否则结束.根据 X 有无父节点,分为以下两种情况:

① 当 X 无父节点,即 X 为根节点, X' 在区间 $[x_i^l, x_i^u]$ 内的概率分布表示为

$$F_{X'}(x_i) = \begin{cases} 0, & x_i \leq x_i^l, \\ \frac{F_X(x_i) - F_X(x_i^l)}{F_X(x_i^u) - F_X(x_i^l)}, & x_i^l < x_i \leq x_i^u, \\ 1, & x_i > x_i^u. \end{cases} \quad (10)$$

② 由于离散顺序为从根节点到叶节点,因此当 X 有父节点时,其父节点 X_{pa} 必为离散变量, X' 在区间 $[x_i^l, x_i^u]$ 内的条件分布可表示为

$$F_{X'}(x_i | X_{pa}) = \begin{cases} 0, & x_i \leq x_i^l, \\ \frac{x_i - x_i^l}{x_i^u - x_i^l}, & x_i^l < x_i \leq x_i^u, \\ 1, & x_i > x_i^u. \end{cases} \quad (11)$$

连续节点离散完成后,若网络中仍剩余连续节点,则需将这些连续节点消除.根据 Shachter^[11] 所提出节点消除法则:移除 Bayes 网络中无子节点的连续节点,对所有离散节点的联合分布函数无影响.连续节点消除步骤如下:

- 1) X 为连续变量,选择一条由 X 指向离散节点 Y 的边,反向这条边,变为 Y 指向 X ;
- 2) 建立边:由 X 的所有父节点指向 Y ,由 Y 的所有父节点指向 X ;
- 3) 重复步骤 1),直到 X 无子节点;
- 4) 消除 X 及指向 X 的边.

3.3 精确推理

无证据信息时的精确推理即求结构的时变可靠性:

$$P(E_t) = \sum_{E_{t-1}} \sum_{\mathbf{R}_t} P(E_t | E_{t-1}, \mathbf{R}_t) P(E_{t-1}) P(\mathbf{R}_t), \quad (12)$$

其中, $P(E_t | E_{t-1}, \mathbf{R}_t)$ 为可靠性模型 CPT; $P(E_{t-1})$ 可通过上式不断递归得到, $P(\mathbf{R}_t)$ 可通过下式递归得到:

$$P(\mathbf{R}_t) = \sum_{\mathbf{R}_{t-1}} P(\mathbf{R}_t | \mathbf{R}_{t-1}) P(\mathbf{R}_{t-1}). \quad (13)$$

当证据信息 $\mathbf{M}_1, \mathbf{M}_2, \dots, \mathbf{M}_t$ 出现时,根据所求变量与证据信息在时间上的关系,精确推理可分为 3 类:滤波(监控)为根据已知证据信息,求当前时刻 t 某变量的后验分布,滤波又被称

为状态估计;预测为根据已知证据信息,求未来时刻 $T(T > t)$ 某变量的后验分布,预测是根据当前已知信息对结构系统未来状态的估计;平滑为根据已知证据信息,求过去时刻 $T(T < t)$ 某变量的后验分布.平滑包括了更多结构测量信息,是对结构系统过去状态更准确的估计.上述 3 种精确推理根据 Straub^[12] 提出推理算法给出显示表达式:

1) 当 $T = t$ 时, $P(E_T, \mathbf{R}_T | \mathbf{M}_{1:t})$ 为滤波问题,可采用向前递归算法求得,分解为两步,首先将当前状态分布向前投影到 $t + 1$ 时刻,进而通过 $t + 1$ 时刻证据信息更新,如下:

$$P(E_{t+1}, \mathbf{R}_{t+1} | \mathbf{M}_{1:t+1}) = P(E_{t+1}, \mathbf{R}_{t+1} | \mathbf{M}_{1:t}, \mathbf{M}_{t+1}) = \alpha P(E_{t+1}, \mathbf{R}_{t+1} | \mathbf{M}_{1:t}) P(\mathbf{M}_{t+1} | \mathbf{R}_{t+1}), \quad (14)$$

其中 α 为保证所有概率之和为 1 的归一化系数,后同. $P(\mathbf{M}_{t+1} | \mathbf{R}_{t+1})$ 为观测模型 CPT. $P(E_{t+1}, \mathbf{R}_{t+1} | \mathbf{M}_{1:t})$ 可由下式求得:

$$P(E_{t+1}, \mathbf{R}_{t+1} | \mathbf{M}_{1:t}) = \sum_{E_t} \sum_{\mathbf{R}_t} P(E_{t+1}, \mathbf{R}_{t+1} | E_t, \mathbf{R}_t) P(E_t, \mathbf{R}_t | \mathbf{M}_{1:t}) = \sum_{E_t} \sum_{\mathbf{R}_t} P(E_{t+1} | E_t, \mathbf{R}_{t+1}) P(\mathbf{R}_{t+1} | \mathbf{R}_t) P(E_t, \mathbf{R}_t | \mathbf{M}_{1:t}), \quad (15)$$

其中 $P(E_{t+1} | E_t, \mathbf{R}_{t+1})$ 为可靠性模型 CPT, $P(\mathbf{R}_{t+1} | \mathbf{R}_t)$ 为退化模型 CPT, $P(E_t, \mathbf{R}_t | \mathbf{M}_{1:t})$ 为 t 时刻的滤波结果.

2) 当 $T > t$ 时, $P(E_T, \mathbf{R}_T | \mathbf{M}_{1:t})$ 为预测问题,同样可采用向前递归算法求得

$$P(E_T, \mathbf{R}_T | \mathbf{M}_{1:t}) = \sum_{E_{T-1}} \sum_{\mathbf{R}_{T-1}} P(E_T, \mathbf{R}_T | E_{T-1}, \mathbf{R}_{T-1}) P(E_{T-1}, \mathbf{R}_{T-1} | \mathbf{M}_{1:t}) = \sum_{E_{T-1}} \sum_{\mathbf{R}_{T-1}} P(E_T | E_{T-1}, \mathbf{R}_T) P(\mathbf{R}_T | \mathbf{R}_{T-1}) P(E_{T-1}, \mathbf{R}_{T-1} | \mathbf{M}_{1:t}), \quad (16)$$

其中 $P(E_T | E_{T-1}, \mathbf{R}_T)$ 为可靠性模型 CPT, $P(\mathbf{R}_T | \mathbf{R}_{T-1})$ 为退化模型 CPT, $P(E_{T-1}, \mathbf{R}_{T-1} | \mathbf{M}_{1:t})$ 可通过递归得到.

3) 当 $T < t$ 时, $P(E_T, \mathbf{R}_T | \mathbf{M}_{1:t})$ 为平滑问题,采用向后递归算法:

$$P(E_T, \mathbf{R}_T | \mathbf{M}_{1:t}) = \alpha P(E_T, \mathbf{R}_T | \mathbf{M}_{1:T}) P(\mathbf{M}_{T+1:t} | E_T, \mathbf{R}_T), \quad (17)$$

其中 $P(E_T, \mathbf{R}_T | \mathbf{M}_{1:T})$ 是 T 时刻的滤波结果, $P(\mathbf{M}_{T+1:t} | E_T, \mathbf{R}_T)$ 由下式求得:

$$P(\mathbf{M}_{T+1:t} | E_T, \mathbf{R}_T) = \sum_{E_{T+1}} \sum_{\mathbf{R}_{T+1}} P(\mathbf{M}_{T+2:t}, \mathbf{M}_{T+1}, E_{T+1}, \mathbf{R}_{T+1} | E_T, \mathbf{R}_T) P(E_{T+1}, \mathbf{R}_{T+1} | E_T, \mathbf{R}_T) = \sum_{E_{T+1}} \sum_{\mathbf{R}_{T+1}} P(\mathbf{M}_{T+2:t} | E_{T+1}, \mathbf{R}_{T+1}) P(\mathbf{M}_{T+1} | \mathbf{R}_{T+1}) P(E_{T+1} | E_T, \mathbf{R}_{T+1}) P(\mathbf{R}_{T+1} | \mathbf{R}_T), \quad (18)$$

其中第 1 项采用递归求得,第 2 项为观测模型 CPT,第 3 项为可靠性模型 CPT,第 4 项为可靠性模型的 CPT.综上,滤波与预测均是向前递归过程,平滑是向后递归过程.

在上述 3 种精确推理的结果基础上可得到后验可靠度与抗力的后验分布:

$$P(E_T | \mathbf{M}_{1:t}) = \sum_{\mathbf{R}_T} P(E_T, \mathbf{R}_T | \mathbf{M}_{1:t}), \quad P(\mathbf{R}_T | \mathbf{M}_{1:t}) = \sum_{E_T} P(E_T, \mathbf{R}_T | \mathbf{M}_{1:t}). \quad (19)$$

4 算 例

某刚架结构^[13]及其失效模式如图 3 所示,其中 R_i 为截面的塑性弯矩, V, H 为外荷载,变量分布及参数取值见表 1.为简化假设仅有 R_4 截面的塑性弯矩存在退化过程,并采用稳态 gamma 过程作为退化模型,即形状参数为 $v(t) = at$,给定 $a = 1$,尺度参数 $u = 0.5$.建立动态 Bayes 网络模型如图 4(a) 所示,经过连续节点消除与离散,得到简化的 DBN 如图 4(b) 所示.

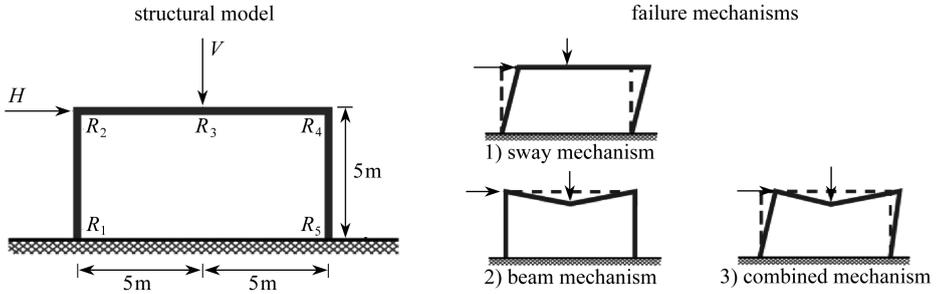


图 3 刚架结构及其失效机制

Fig.3 An example frame and its failure mechanisms

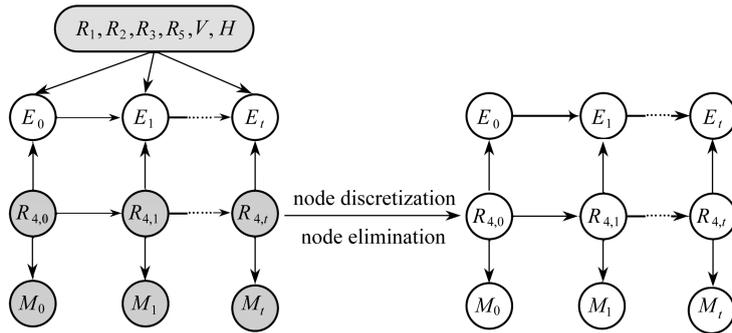
表 1 各变量分布及参数取值

Table 1 The variable distributions and parameter values

variable	distribution	mean	COV
$R_i (i = 1, 2, 3, 5) / (\text{kN} \cdot \text{m})$	lognormal	100	5
$R_{4,0} / (\text{kN} \cdot \text{m})$	lognormal	100	5
H / kN	gumbel	50	5
V / kN	gamma	60	5
$\varepsilon / (\text{kN} \cdot \text{m})$	normal	0	2

根据其失效机制, 极限状态方程及失效域为

$$\begin{cases}
 g_1(\mathbf{x}) = R_1 + R_2 + R_4 + R_5 - 5H, \\
 g_2(\mathbf{x}) = R_2 + 2R_3 + R_4 - 5V, \\
 g_3(\mathbf{x}) = R_1 + 2R_3 + 2R_4 + R_5 - 5H - 5V, \\
 \Omega_F(\mathbf{x}) = \left\{ \min_{i=1,2,3} g_i(\mathbf{x}) \leq 0 \right\}.
 \end{cases} \quad (20)$$



(a) 刚架结构的 DBN

(a) Frame's DBN

(b) 简化的 DBN

(b) The simplified DBN

图 4 刚架结构的 DBN 与简化的 DBN

Fig.4 An example frame's DBN and the simplified DBN

结构的时变可靠性可根据式(12)计算得到, 刚架结构在 30 年内结构可靠性指标随时间变化曲线见图 5, 结构失效时间的概率密度函数(probability distribution function, PDF)与概率分布函数(cumulative distribution function, CDF)见图 6, 可知结构最可能在第 38 年发生失效. 与 Monte Carlo(蒙特卡罗)模拟结果对比, 证明了动态 Bayes 网络模型的精确性.

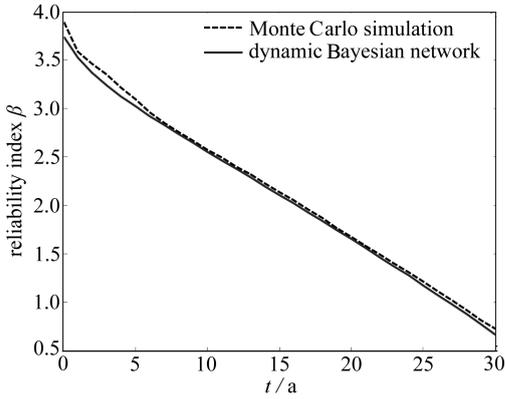


图5 无证据信息时的可靠性指标变化曲线

Fig.5 Reliability index vs. time without evidence

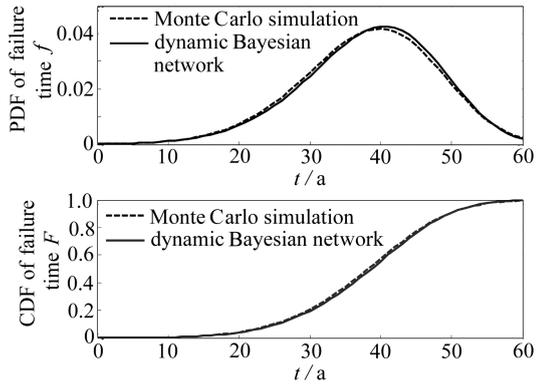


图6 失效时间概率密度函数与概率分布函数

Fig.6 PDF and CDF of failure time

表2 R_4 截面抗力 10 年的测量数据 $M_{4,t}$ Table 2 Measurement $M_{4,t}$ of resistance R_4 for 10 years

time t/a	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
measurement $M_{4,t}/(\text{kN} \cdot \text{m})$	100	99.9	99.7	99.3	98.9	98.4	97.8	97.2	96.4	95.5

通过连续 10 年对 R_4 截面结构塑性弯矩的测量即 $M_{4,t}$, 其测量数据如表 2, 根据式 (3) 的矩估计法对 a, u 的值进行重估计得到: $a = 5.29, u = 2.38$. 失效时间的概率密度函数对比如图 7, 由图可知根据测量数据对退化过程重新估计后, 结构最可能的失效时间位于第 42 年左右, 比参数估计前推后了, 即: 由经验所确定的退化过程过快估计了 R_4 截面的退化速度。

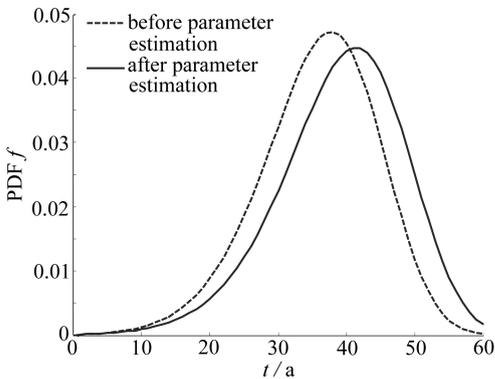


图7 失效时间概率密度函数对比

Fig.7 Comparison of PDFs of the failure time before and after parameter estimation

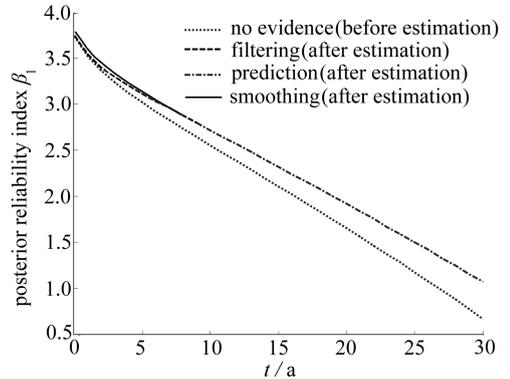


图8 后验可靠度指标

Fig.8 Posterior reliability index

参数估计后的 3 种更新情况所得到的后验可靠度指标曲线如图 8 所示, 并与使用经验退化参数得到的先验可靠度指标曲线对比, 可知由经验参数确定的退化过程过快估计了截面抗力的退化过程, 这也佐证了图 7 的结论. 预测结构可靠性未来变化趋势, 与无证据信息情况下结果相比, 随着时间的推移, 这种误差越来越大, 由此可知在对服役结构的可靠性评估中, 需不断根据测量信息来修正退化模型, 以避免误差不断放大。

R_4 截面抗力后验均值的滤波与平滑曲线如图所示, 图 9 与图 10 分别为测量变量 M_4 标准差 $\sigma_M = 10$ 与 $\sigma_M = 2$ 时的结果. 由两图对比可知, σ_M 较大时, 即测量存在较大误差, 滤波结果与

平滑结果基本重合,且与测量结果(证据信息)偏差较大;当 σ_M 较小时,即测量较为准确时,平滑结果较滤波结果与测量结果吻合较好,这是由于平滑过程包含了所有证据信息,而滤波过程仅包含初始时刻到当前时刻所出现的证据信息。

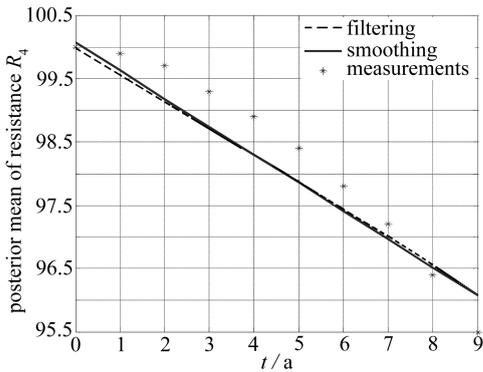


图9 R_4 抗力的后验均值($\sigma_M = 10$)

Fig.9 Posterior mean of resistance R_4 ($\sigma_M = 10$)

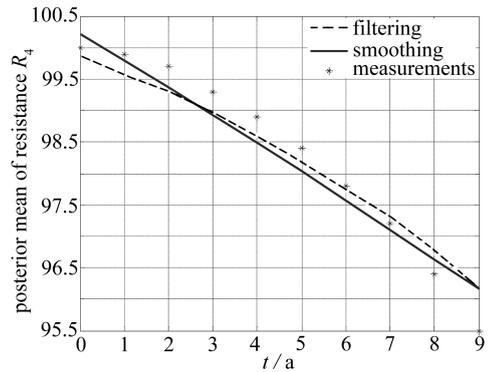


图10 R_4 抗力的后验均值($\sigma_M = 2$)

Fig.10 Posterior mean of resistance R_4 ($\sigma_M = 2$)

5 结 论

结构在服役过程中性能演变具有较大不确定性,当前基于设计的结构分析方法并不能准确预测结构状态的演变过程.本文针对存在抗力退化结构的时变可靠性分析,将抗力退化 gamma 过程离散化,通过观测模型、退化模型与可靠性模型建立结构时变可靠性的动态 Bayes 网络.当存在测量信息时,运用精确推理,获得结构当前(滤波)、未来(预测)及过去(平滑)状态的演变过程,实现由基于设计的结构可靠性分析向基于测量数据的可靠性评估转变.Bayes 网络来源于人工智能方法,因此更易嵌入结构健康监测软件平台,为结构评估、检测与维修提供决策支持.本文对动态 Bayes 网络应用于结构时变可靠性分析进行了初步探索,仍有较多问题需要进一步深入研究。

参考文献(References):

- [1] 吕大刚, 樊学平, 蒋伟. 结构时变可靠度方法的对比分析研究[C]//全国工程结构设计安全与可持续发展研讨会. 宁波, 2010. (LÜ Da-gang, FAN Xue-ping, JIANG Wei. Structural time-dependent reliability method research[C]//Seminar of National Engineering Structure Design Safety and Sustainable Development. Ningbo, 2010. (in Chinese))
- [2] 王正, 谢里阳. 不确定性载荷作用下的零件时变可靠性模型[J]. 航空学报, 2009, 30(7): 1243-1247. (WANG Zheng, XIE Li-yang. Time-variant reliability model of components under uncertain loads[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2009, 30(7): 1243-1247. (in Chinese))
- [3] Stewart M G, Mullard J A. Spatial time-dependent reliability analysis of corrosion damage and the timing of first repair for RC structures[J]. *Engineering Structure*, 2007, 29(7): 1457-1464.
- [4] Kuniewski S P, Van der Weide J A M, Van Noortwijk J M. Sampling inspection for the evaluation of time-dependent reliability of deteriorating systems under imperfect defect detection [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2009, 94(9): 1480-1490.
- [5] Liu M, Frangopol D M. Time-dependent bridge network reliability: novel approach[J]. *Jour-*

- nal of Structural Engineering*, 2005, **131**(2): 329-337.
- [6] Van Noortwijk J M, Van der Weide J A M, Kallen M J, Pandey M D. Gamma processes and peaks-over-threshold distributions for time-dependent reliability[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2007, **92**(12): 1651-1658.
- [7] 张连文, 郭海鹏. 贝叶斯网引论[M]. 北京: 科学出版社, 2006. (ZHANG Lian-wen, GUO Hai-peng. *Introduction to Bayesian Networks*[M]. Beijing: Science Press, 2006. (in Chinese))
- [8] Jensen F V, Nielsen T D. *Bayesian Networks and Decision Graphs*[M]. 2nd ed. Berlin: Springer, 2007.
- [9] Abdel-Hameed M. A gamma wear process[J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 1975, **24**(2): 152-153.
- [10] Ellingwood B R, Mori Y. Probabilistic methods for condition assessment and life prediction of concrete structures in nuclear power plants[J]. *Nuclear Engineering and Design*, 1993, **142**(2/3): 155-166.
- [11] Shachter R D. Evaluating influence diagrams[J]. *Operations Research*, 1986, **34**(6): 871-882.
- [12] Straub D. Stochastic modeling of deterioration processes through dynamic Bayesian networks [J]. *Journal of Engineering Mechanics*, 2009, **135**(10): 1089-1099.
- [13] Der Kiureghian A. First- and second-order reliability methods[C]//Nikolaidis E, Ghiocel D M, Singhal S, eds. *Engineering Design Reliability Handbook*. Boca Raton, Florida: CRC Press, 2005.

A Dynamic Bayesian Network Model for Structural Time-Dependent Reliability Analysis of Resistance Deterioration

SUN Hong-bin, WU Zi-yan, LIU Shu-kui

(School of Mechanics, Civil Engineering and Architecture, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, P.R.China)

Abstract: A dynamic Bayesian network (DBN) model was proposed for time-dependent reliability analysis of structures in deterioration. The structural resistance deterioration was modeled as a gamma process while the loads as random variables. The stochastic deterioration process was discretized in time domain as deterioration models. A DBN was established and comprised of the reliability model, deterioration model and observation model. Node elimination algorithm and discretization were applied to modify the DBN into a network with only discrete variables. Exact inferences with the DBN were presented to estimate the 3 structural states at present (filtering), in the future (prediction) and in the past (smoothing), respectively. The structural time-dependent reliability was updated with the re-estimated deterioration model when measurements were available. The proposed model was validated through the time-dependent reliability analysis of a one-bay example frame in resistance deterioration.

Key words: time-dependent reliability; dynamic Bayesian network; resistance deterioration; exact inference; updating

Foundation item: The National Natural Science Foundation of China(51278420)