

doi:10.11835/j.issn.2096-6717.2019.125



基于微分等价递归算法的桥梁体系 耐久性可靠度动态评估

黄海新¹, 孙文豪¹, 李环宇¹, 程寿山²

(1. 河北工业大学 土木与交通学院, 天津 300401; 2. 交通运输部 公路科学研究所, 北京 100080)

摘要:结构耐久性可靠度评估应以体系为对象, 并且要体现结构性能的自身特征及动态时变特性。基于贝叶斯动态更新技术, 以混凝土碳化深度为随机变量, 利用体现结构个性特征的实桥检测信息对传统静态碳化模型进行修正。以可靠度指标为评价标准, 引入能计入构件间相关性的微分等价递归算法, 并将其嵌入到贝叶斯动态更新框架中, 构造出体系碳化耐久性动态评估模型和计算流程, 形成了复杂体系碳化耐久性动态可靠度计算方法, 采用 MATLAB 平台开发了计算程序。利用碳化试验模拟实桥检测数据, 对钢筋混凝土拱桥进行了体系动态耐久性评估, 发现模型更新后拱圈和立柱的碳化耐久性可靠度比更新前有所增大, 而桥面板则有所降低, 体系耐久性可靠度低于构件可靠度。

关键词:微分等价递归算法; 贝叶斯动态线性模型; 体系可靠度; 耐久性; 碳化

中图分类号: U447 **文献标志码:** A **文章编号:** 2096-6717(2019)06-0080-09

Dynamic evaluation on durability reliability of bridge system based on differential equivalent recursive algorithm

Huang Haixin¹, Sun Wenhao¹, Li Huanyu¹, Cheng Shoushan²

(1. School of Civil & Transportation Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, P. R. China;

2. Highway Research Institute, The Department of Transportation, Beijing 100080, P. R. China)

Abstract: Structural durability reliability assessment should be based on the system and should also reflect the characteristics of the structural properties and dynamic time-varying characteristics. In this paper, based on Bayesian dynamic updating, taking the depth of concrete carbonization as a random variable, the traditional static carbonization model is modified based on the real bridge detection information that reflects the structural personality characteristics. Taking the reliability index as the evaluation standard, a differential equivalent recursive algorithm that can be included in the correlation between components is introduced and embedded in the Bayesian dynamic update framework. The dynamic evaluation model and calculation process of carbonization durability of the system are proposed, and the dynamic reliability

收稿日期: 2019-05-03

基金项目: 国家重点研发计划(2017YFE0103000); 天津市交通运输科技发展项目(2018-35); 河北省交通运输厅科技项目(TH-201916)

作者简介: 黄海新(1976-), 男, 副教授, 博士, 主要从事桥梁设计和维护研究, E-mail: hhxhebut@126.com.

Received: 2019-05-03

Foundation item: National Key R&D Program of China (No. 2017YFE0103000); Tianjin Transportation Science and Technology Development Project Plan (No. 2018-35); Hebei Provincial Department of Transport Technology Project(No. TH-201916)

Author brief: Huang Haixin (1976-), associate professor, PhD, main research interests: bridge design and maintenance, E-mail: hhxhebut@126.com.

calculation method of carbonization durability of complex system is put forward. The calculation program is developed based on MATLAB platform. The dynamic durability evaluation of the reinforced concrete arch bridge was carried out by carbonation simulation tests. Results show that the reliability of carbonization durability of the arch ring and the column increased while the reliability of carbonization durability of bridge deck decreased via the modified model. The durability of the system is lower than the reliability of the component.

Keywords: differential equivalence recursive algorithm; bayesian dynamic linear model; system reliability; durability; carbonation

耐久性体现混凝土桥梁结构正常运营及服役年限的重要方面,能计入影响因素随机特性的可靠度是耐久性评定的重要指标^[1-4]。但对复杂桥梁结构体系而言,大量的组成构件导致其失效路径众多且彼此间存在相关性,可靠度求解难度很大^[5],而微分等价递归算法^[6]是解决这一问题的有效途径。李昕等^[7]对标准导管架平台进行安全评价,采用微分等价递归算法获得其系统可靠度。刘扬等^[8]采用微分等价递归算法对一简支钢梁在均布荷载下的承载能力进行了分析,快速识别出其失效模式。陈向前等^[9]采用微分等价递归算法高效并精确地生成双层框架的当量失效状态。目前,该算法主要限于对结构当前静态承载能力评定方面的应用,尚未引入到具有明显时变特征的结构体系耐久性可靠度评估中。

在碳化耐久性评估方面,贝叶斯方法能考虑构件动态变化特性并能做出适时更新,能将桥梁客观检测数据与主观先验模型相融合,并能计入检测信息和实际信息的误差^[10-16]。刘均利等^[10]通过贝叶斯方法根据检测信息对各碳化模型权重进行更新,降低了模型的随机性。李英民等^[11]等用贝叶斯方法对混凝土试件的碳化规律进行评测。樊学平等^[12]采用贝叶斯动态模型对桥梁中一片主梁进行了健康检测和评价。可见,贝叶斯方法已构建出了信息动态更新的理论框架,在修正模型以提升桥梁工况预测精度方面已展现出良好的应用前景,但主要集中于构件层次的动态评估。

为实现对结构体系的耐久性可靠度动态评估,本文结合微分等价递归算法在体系可靠度求解和贝叶斯方法在信息更新方面各自的优势,将微分等价递归算法嵌入碳化深度动态预测模型中,建立了结构体系碳化耐久性可靠度评估模型和计算流程,并基于 MATLAB 平台开发了计算程序。通过对上承式钢筋混凝土拱桥构件和体系的碳化耐久性分析,

初步显示了所提方法对工程结构体系动态更新、危险构件筛选和维护优先次序确定方面的重要价值。

1 碳化深度贝叶斯动态线性模型的建立

1.1 贝叶斯动态线性模型简介

贝叶斯动态模型是由英国统计学家 Harrison 教授和 Stevens 教授提出的,其功能可实现对未来数据的动态概率预测。模型主要由式(1)、式(2)两个方程确定^[10-12]。

观测方程:

$$y_t = F_t^T \theta_t + v_t, (v_t \sim N[0, V_t]) \quad (1)$$

状态方程:

$$\theta_t = G_t \theta_{t-1} + \omega_t, (\omega_t \sim N[0, W_t]) \quad (2)$$

式中: y_t 表示 t 时刻的观测数据; θ_t 为 t 时刻的状态; F_t 为 t 时刻状态与观测数据之间的关系; v_t 为 t 时刻的测量误差; G_t 描述了状态参数从 $t-1$ 时刻到 t 时刻的变化; ω_t 则描述了状态变化过程中的随机性。对于常用的时间序列动态线性模型, F_t, G_t 均具有平稳性。

具体公式可由贝叶斯定理推导。

1) 一步预测和后验分布

① $t-1$ 时刻后验分布

$$(\theta_{t-1}/D_{t-1}) \sim N[m_{t-1}, C_{t-1}] \quad (3)$$

② t 时刻先验分布

$$(\theta_t/D_{t-1}) \sim N[a_t, R_t] \quad (4)$$

式中:

$$a_t = G_t m_{t-1}; R_t = G_t C_{t-1} G_t^T + W_t$$

③ t 时刻一步预测分布

$$(y_t/D_{t-1}) \sim N[f_t, Q_t] \quad (5)$$

式中: $f_t = F_t^T a_t; Q_t = F_t^T R_t F_t + V_t$

④ t 时刻后验分布

$$(\theta_t/D_t) \sim N[m_t, C_t] \quad (6)$$

式中: $m_t = a_t + A_{et}; C_t = R_t - A_t A_t^T Q_t; A_t =$

$R_t F_t Q_t^{-1}; e_t = y_t - f_t$ 。

2) k 步预测分布

在已知 D_t 的情况下,可对未来的状态进行预测, $\theta_{t+\kappa}$ 和 $y_{t+\kappa}$ 分布为

状态分布:

$$(\theta_{t+\kappa}/D_t) \sim N[a_t(\kappa), R_t(\kappa)] \quad (7)$$

预测分布:

$$(y_t + \kappa/D_t) \sim N[f_t(\kappa), Q_t(\kappa)] \quad (8)$$

式中: $a_t(\kappa) = G_{t+\kappa} a_t(\kappa - 1)$; $R_t(\kappa) = G_{t+\kappa} R_t(\kappa - 1) + G_{t+\kappa}^T W_{t+\kappa} + V_{t+\kappa}$; $f_t(\kappa) = F_{t+\kappa}^T a_t(\kappa)$; $Q_t(\kappa) = F_{t+\kappa}^T R_t(\kappa) F_{t+\kappa} + V_{t+\kappa}$ 。

3) 滤波递推

在已知 D_t 的情况下,可由对过去的状态进行预测, $\theta_{t-\kappa}$ 分布为

$$(\theta_{t-\kappa}/D_t) \sim N[a_t(-\kappa), R_t(-\kappa)] \quad (9)$$

式中: $a_t(-\kappa) = m_{t-\kappa} + B_{t-\kappa} [a_t(-\kappa + 1) - a_{t-\kappa}(1)]$;

$R_t(-\kappa) = C_{t-\kappa} - B_{t-\kappa} [R_{t-\kappa}(1) - R_t(-\kappa + 1)] B_{t-\kappa}^T$;

$$B_t = C_t G_{t+1}^T R_{t+1}^{-1}$$

1.2 构建碳化深度贝叶斯动态线性预测模型

目前,学者们^[17-19]常用的碳化深度模型为

$$c(t) = K \sqrt{t} \quad (10)$$

式中: $c(t)$ 为 t 时刻(单位:年)的碳化深度,mm;而系数 K 则和材料、环境等因素相关。

为计入碳化过程中的随机扰动,并考虑测量结果与真实状态之间的误差,需将上述碳化模型纳入贝叶斯动态更新框架下来描述。但从式(10)可见,碳化深度模型是时间的非线性函数,贝叶斯动态线性模型中的转化转换关系 F_t 和 G_t 难以直接确定。为此,这里先对原始碳化模型作进一步转换。经观察,对式(10)两边取平方,可得

$$c(t)^2 = K^2 t \quad (11)$$

引入新的变量函数 $y(t)$, 令

$$y(t) = c(t)^2 \quad (12)$$

则 $y(t)$ 与 t 成全局线性关系,即碳化深度平方值正比于结构服役时间 t 。由此,可取 $F_t = F = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$,

$G_t = G = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$, $m_t = \begin{bmatrix} y(t) \\ \Delta(t) \end{bmatrix}$, $y(t)$ 为 t 时刻的预测

变量均值, $\Delta(t)$ 为 t 时刻到 $t+1$ 时刻增量均值。将取值代入式(1)和式(2),得碳化深度贝叶斯动态线

性观测方程和状态方程

$$y_t = y(t) + v_t, (v_t \sim N[0, V_t]) \quad (13)$$

$$m_{t+1} = \begin{bmatrix} y(t) + \Delta(t) \\ \Delta(t) \end{bmatrix} \quad (14)$$

由式(14)可看出,碳化耐久性贝叶斯动态线性模型在不进行观测修正时,预测变量均值和 t 仍成线性关系,即有 $y(t+1) = y(t) + \Delta(t)$ 。据此,结合式(3)~式(6),可对当前状态碳化深度进行修正;式(7)~式(9)能根据修正后的结果对过去数据进行滤波以及对将来数据进行预测。

1.3 模型构件层次算例测试

模型的正确性和适用性需通过工程实践加以检验,通过标准碳化实验来获得实际碳化数据,见图1。试件尺寸为 $100 \text{ mm} \times 100 \text{ mm} \times 500 \text{ mm}$,碳化箱自动调节二氧化碳浓度为 $(20 \pm 3)\%$,相对湿度为 $(70 \pm 5)\%$,温度为 $(20 \pm 2)^\circ\text{C}$ 。每次测量结果的平方作为检测值,检测结果见表1。

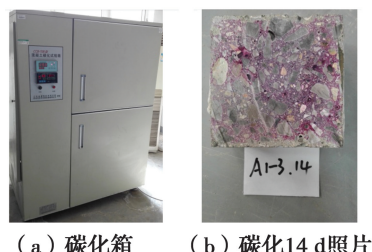


图1 试验照片

Fig. 1 Experimental Photos

表1 碳化深度实测值

Table 1 Experimental results of carbonation depth

碳化时间/d	碳化深度/mm	碳化深度的平方/mm ²
3	2.17	4.665 6
7	3.38	11.424 4
14	4.16	17.305 6
28	5.91	34.928 1

取观测误差 $V_t = 0.1$, 状态随机性 $W_0 = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0.001 \end{bmatrix}$, 先验模型信息储存在 m_0 之中,以牛荻涛模型^[14]作为先验模型1,每日碳化深度平方增量为 $1.635 1$,取 $m_0 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1.635 1 \end{bmatrix}$,递推时间间隔为 1 d ,基于 MATLAB 平台编程实现上述过程。

将每次更新数据进行开方,即可得到碳化深度历次更新数据,更新结果见图2。从图2可见,前两次检测数据与牛荻涛模型预测数据差别不大,更新效果不明显,更新后曲线和先验模型几乎重合,但从第3次

检测开始,检测数据与模型上一次更新数据差别较大,每次更新之后的数据开始趋向检测值,表明体现结构自身特征的信息逐渐被传统模型所吸纳。

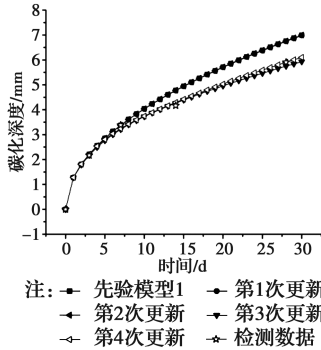


图 2 先验模型 1 碳化深度更新结果

Fig. 2 Update results of carbonation depth based on prior model 1

为检验动态更新模型对先验模型的适应能力,现调整先验模型为以试验数据线性回归后的斜率作为先验信息,即取 $m_0 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1.2657 \end{bmatrix}$ 的先验模型 2,据此动态更新结果见图 3。

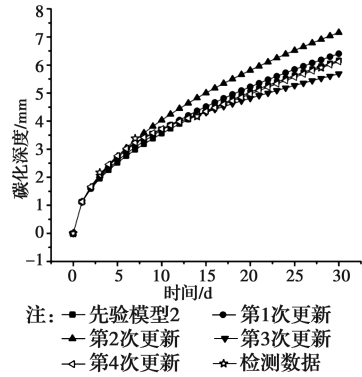


图 3 先验模型 2 碳化深度更新结果

Fig. 3 Update results of carbonation depth based on prior model 2

由图 3 可见,因前 2 次检测数据均比模型预测结果大,更新后的曲线先向上偏移,而随着第 3 次检测数据的减小,更新后曲线开始向下回落。由于先验模型 2 来源于试验结果的回归,因此,最终更新后的数据逼近于先验模型。

为便于进一步辨析两个先验模型历次更新结果的细微差别,表 2 给出了部分主要数据,其中,检测数据见表 1。

表 2 先验模型 1 和 2 碳化深度更新值

Table 2 Update results of carbonation depth for prior model 1 and 2

碳化时间/d	先验模型 1/mm	1 次更新/mm	2 次更新/mm	3 次更新/mm	4 次更新/mm	先验模型 2/mm	3 次更新/mm	4 次更新/mm
3	2.21	2.21	2.21	2.17	2.21	1.95	1.98	2.00
7	3.37	3.37	3.38	3.21	3.24	2.98	3.07	3.09
14	4.78	4.77	4.78	4.27	4.29	4.21	4.23	4.24
28	6.76	6.75	6.76	5.75	5.90	5.95	5.86	5.91

综合图 2 和图 3 可见,先验模型不同,会对更新过程尤其初期产生一定的影响,但随着检测数据量逐渐增大,更新的结果却相差无几,对比结果见图 4。由此建议,对于某一实际工程而言,当无检测数据或检测数据较少时,可基于专家经验或相近地区类似桥梁结构的检测结果作为待评估工程的初始先验模型,而后随着实测数据的增加,模型会动态地自动修正为能反馈实际结构自身特点的客观模型,并且可以证明只要实测数据足够,贝叶斯动态线性模型总能逼近于结构的真实状态,初始先验模型对其影响不大。考虑到碳化过程本就是一个随机过程,在多种因素影响下很难和理论结果完全一致,以动态的模型来处理碳化过程,能更有效的适应检测数

据与理论模型间的偏差。此处更新模型有效性的证实为后面将其应用于拱桥体系可靠度分析奠定了基础。

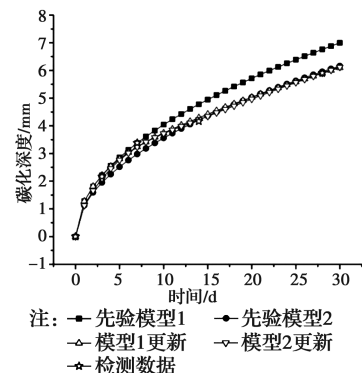


图 4 两种先验模型最终更新结果对比

Fig. 4 Final update results between two prior models

2 体系耐久性可靠度模型和求解

2.1 体系耐久性可靠度模型的建立

实际工程中,体系往往由若干个构件组成,因此在计算体系可靠度时,通常需先计算构件的可靠度。若以碳化深度达到钢筋表面作为正常使用极限状态,则可取抗力 R 为保护层厚度 C_0 ,效应 S 为碳化深度 $c(t)$,考虑碳化深度的时间效应,则

构件功能函数为

$$X_i(t) = R - S = C_0 - c(t) \quad (15)$$

失效概率

$$P_{fi}(t) = P[c(t) > C_0] \quad (16)$$

可靠度指标

$$\beta_i(t) = \frac{\mu_{c_0} - \mu_{c_t}}{\sqrt{\sigma_{c_0}^2 + \sigma_{c_t}^2}} \quad (17)$$

对于桥梁结构耐久性而言,首先,要保证整体结构处于相对安全状态,同时亦应保证各个构件均处于安全状态,即各个构件碳化深度均未达到钢筋表面。反之,若结构中任一构件因碳化到钢筋而失效,则结构体系可认定已处于非安全状态,故整个耐久性结构体系可视为一个串联体系。同时,各构件并非相互独立,构件间的相关性不应忽略,由此,合理的体系耐久性可靠度计算模型可构建如下。

$$P_{fs}(t) = 1 - \Phi_n(\dots, \beta_i(t), \dots, \beta_j(t), \dots, \gamma_{ij}(t), \dots) \quad (18)$$

式中: $\beta_i(t)$ 、 $\beta_j(t)$ 分别为构件 i 和构件 j 可靠度指标; $\gamma_{ij}(t)$ 为其相关系数; $\Phi_n(\cdot)$ 为 n 维标准正态概率分布函数,当随机变量为非标准正态分布时,可将其先转化为标准正态分布。

2.2 体系可靠度求解算法

当失效构件为 n 个时,在求解体系可靠度时需要将 n 维概率密度函数进行整体积分,计算较为复杂,而微分等价递归算法能有效地解决这一问题^[6],其原理是,采用逐次递归的方式将 n 维概率函数计算问题最终变成仅需对一个一维失效概率来处理。鉴于该算法目前主要集中于对并联体系承载能力可靠度的分析,故需给出作为串联体系的桥梁结构体系耐久性可靠度的求解过程。其求解思路是,先对失效事件取对立事件,将串联化为并联求解,最终再取对立,得到串联体系可靠度。具体为,设 E_i 表示构件 i 的失效事件,即 i 构件碳化深度达到了钢筋表面,则一个串联体系的失效事件为

$$E_s = E_1 \cup E_2 \cup \dots \cup E_n \quad (19)$$

串联体系不失效事件为

$$\bar{E}_s = \bar{E}_1 \cap \bar{E}_2 \cap \dots \cap \bar{E}_n \quad (20)$$

可以看出,串联体系不失效事件为各构件不失效事件的并联,由此可利用对立事件使用微分等价递归算法。这里定义前 n 个极限状态方程的等价方程为

$$E(n) = \bar{E}_1 \cap \bar{E}_2 \cap \dots \cap \bar{E}_n \quad (21)$$

式中:具体实施时 $E(n)$ 由等价递推方程获得。

则体系不失效概率为

$$P_{rs} = P(\bar{E}_1 \cap \bar{E}_2 \cap \dots \cap \bar{E}_n) \quad (22)$$

进而可求得体系的可靠度指标

$$\beta_s = -\Phi^{-1}(1 - P_{rs}) \quad (23)$$

2.3 体系可靠度动态更新流程

在求解结构体系可靠度时,若结合碳化深度贝叶斯动态线性模型,即计算构件可靠度时,先利用检测数据对各构件碳化深度进行动态更新,再根据更新后的结果,采用微分等价递归算法计算结构体系可靠度,则可获得结构体系耐久性可靠度动态分析模型,具体更新流程见图5。

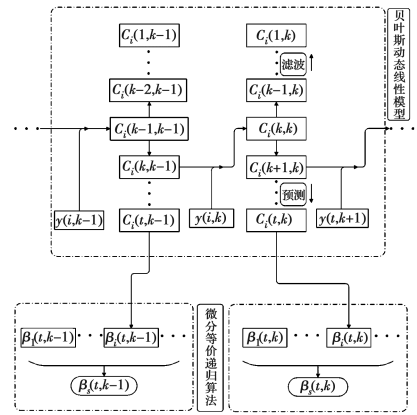


图5 体系可靠度动态更新流程

Fig. 5 Dynamic update process of system reliability

图5中, $C_i(t, \kappa)$ 表示构件 i 在 κ 时刻更新后在 t 时刻的碳化深度预测值; $y(i, \kappa)$ 为构件 i 在 κ 时刻的检测值; $\beta_i(t, \kappa)$ 为构件 i 在 κ 时刻更新后在 t 时刻的可靠度指标; $\beta_s(t, \kappa)$ 为 κ 时刻更新后在 t 时刻的体系可靠度指标。从流程图中可见,贝叶斯动态线性模型完成了对碳化深度的动态更新修正,即

$$C_i(t, \kappa) = F_1[C_i(\kappa, \kappa - 1), y(i, \kappa)] \quad (24)$$

构件可靠度计算可表示为

$$\beta_i(t, \kappa) = F_2[C_i(t, \kappa)] \quad (25)$$

微分等价递归算法则完成了构件层次可靠度到

体系层次可靠度的计算,即

$$\beta(t, \kappa) = F_3[\beta_1(t, \kappa), \dots, \beta_i(t, \kappa), \dots] \quad (26)$$

其中, F_1 、 F_2 和 F_3 分别经由式(3)~式(9)、式(15)~式(17)和式(21)~式(23)获得。由此,最终实现利用检测数据对桥梁体系耐久性可靠度的动态更新,计算程序采用 MATLAB 平台编制。

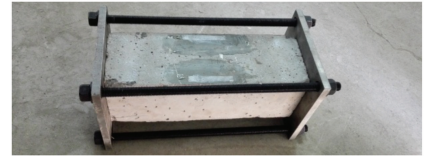
3 拱桥耐久性体系可靠度贝叶斯动态分析

3.1 工程简介和检测数据的获取

某上承式钢筋混凝土箱型拱桥,计算跨径 81 m,计算矢高 13.5 m。由于该桥梁检测数据缺乏,难以收集到其历年检测数据,因此,采取在试验室开展混凝土碳化试验,以试验数据来代替桥梁实测数据,二者间的对应关系按照二氧化碳浓度比采用等量代换的原则进行。虽然,室内碳化与野外工程实际环境碳化存在一定的差异,但本文着眼于检测数据能否对先验模型进行融入并加以修正,重点在于考证更新后预测模型的预测结果向实际数据趋近的能力,故检测数据此时主要起到导向靶的功能,其室内外数值的差异并不影响对模型修正能力及对处于同一种碳化环境下结构体系和构件耐久性可靠度变化规律的探究。

对于钢筋混凝土拱桥而言,主要构件为桥道系、拱上立柱和主拱圈,考虑实际桥梁均是带载荷工作,各构件受力不尽相同,而这可能会对碳化速率带来一定的影响,故试验中也以承载混凝土为研究对象来模拟受载下不同构件的碳化。拉压加载方式

如图 6 所示,施加荷载大小依据有限元模型计算结果。



(a) 受压试件

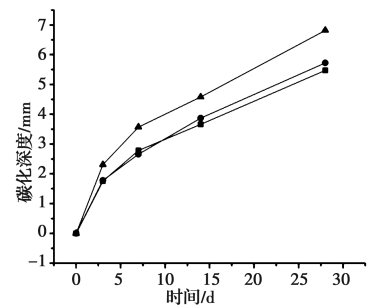


(b) 受拉试件

图 6 加载装置

Fig. 6 Loading device

碳化试验中,在分别到达 3、7、14、28 d 时将试件取出切割,并测量其碳化深度,结果如图 7 和表 3 所示。



注: ■ 拱圈 ■ 立柱 ▲ 桥面板

图 7 拱桥各构件碳化深度对比

Fig. 7 Carbonation depth comparison of each component of the arch bridge

表 3 各构件碳化试验结果

Table 3 Carbonation experimental results of each component

模拟碳化构件	施加荷载/MPa	保护层厚度/mm	3 d 碳化深度/mm	7 d 碳化深度/mm	14 d 碳化深度/mm	28 d 碳化深度/mm
拱圈	4.6(压)	30	1.76	2.78	3.66	5.47
立柱	0.7(压)	30	1.78	2.66	3.87	5.72
桥面板	2(拉)	30	2.31	3.57	4.58	6.82

从图 7 和表 3 可见,对于简支桥道板而言,其下缘受拉应力,甚至存在微裂缝,导致二氧化碳更容易进入混凝土内部参加反应,其碳化速率应大于无应力时碳化速率;而主拱圈和拱上立柱则为偏心受压构件,在适当的压应力作用下,混凝土更加密实,一定程度上阻碍了二氧化碳的进入,减缓了碳化速率。

3.2 动态更新结果分析

图 8 给出了构件和体系碳化耐久性可靠度指标历次更新结果。

随着检测数据对先验模型的不不断融入,各构件和体系可靠度指标均产生了不同幅度的修正。从构件层面,对比图 8(a)、(b)、(c)可发现,拱圈和立柱可靠度指标曲线更新后变缓,可靠度指标变大,而桥面

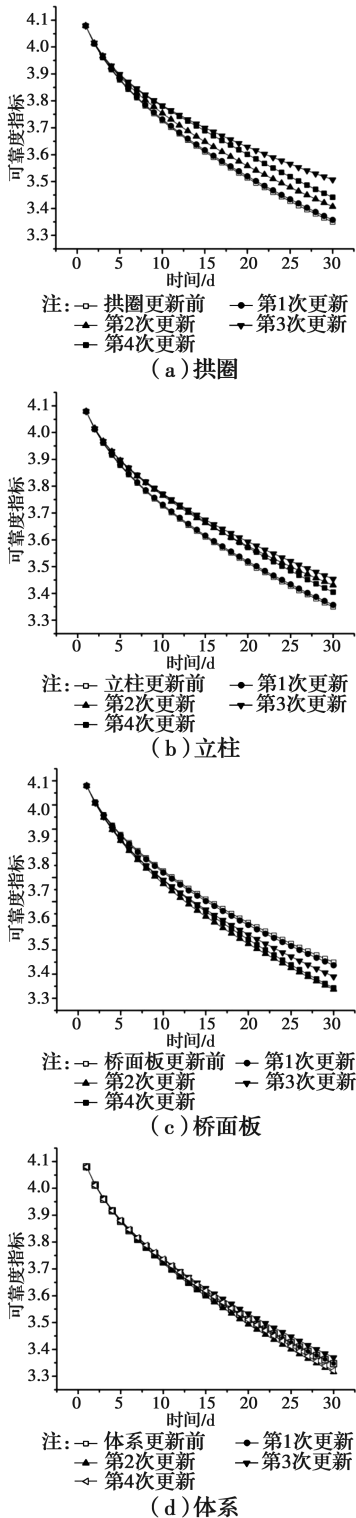


图8 耐久性可靠度更新结果

Fig. 8 Update results of durability reliability

板更新后曲线则变陡,可靠度指标变小,主要与各构件自身的受力特性对碳化速率的影响有关。相对于存在弯拉区碳化速率快的桥面板而言,以受压为主碳化速率较慢的拱圈和立柱,其在相同时间内混凝土碳化深度较小(见表3),由式(17)可知其对应的

可靠度指标自然相对较大。

相比于构件,体系可靠度修正幅度相对较小。究其原因在于,体系可靠度需计入构件间的相关性,致使虽然更新后拱圈和立柱可靠度变大,桥面板可靠度指标变小,但相互融合后结果对整体可靠度的修正则较为平缓,这再一次说明构件只是体系的一部分,其更新幅度并不能完全代表体系的变化程度。图9进一步给出了更新后构件与体系间可靠度指标的对比图。

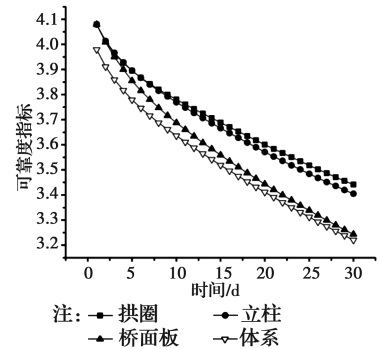


图9 更新后构件与体系耐久性可靠度对比

Fig. 9 Durability reliability comparison of components and system after updating

从图9可见,构件可靠度总会大于体系可靠度。若以构件可靠度评价体系可靠度,不仅会因构件选取不同导致评价结果差异较大,且不论如何选择,都会对工程运营带来一定的风险。因此,在评价桥梁结构耐久性时,建议应以体系而非以构件为标准进行可靠性评定,这也是后期维修加固指导的重要依据。

4 结论

为实现耐久性可靠度动态评估从构件层次到体系层次的提升,利用贝叶斯动态线性模型对混凝土碳化预测先验模型进行了动态更新,考虑构件间的相关性建立了体系耐久性评估模型,据此对拱桥体系耐久性可靠度进行了分析,主要结论及建议如下:

1)构建的混凝土碳化贝叶斯动态线性模型,能不断吸收检测信息并自动修正为能反馈实际结构自身特点的客观模型,且随着实测数据的增加,更新后模型的预测结果对先验模型的依赖度降低。

2)将微分等价递归算法嵌入贝叶斯理论框架,建立了具有明显时变特征的体系耐久性可靠度动态评估方法,计算流程明晰,易操作。

3)具有碳化耐久性串联特点的拱桥体系可靠度始终低于拱圈、立柱和桥面板的可靠度,表明仅依据单一构件可靠度来评价体系耐久性可靠度工程中存在风险,此点在结构健康评定和维修加固时应予以注意。

参考文献:

- [1] 陈琳, 屈文俊, 朱鹏. 混凝土结构全寿命等耐久性设计的理论框架[J]. 建筑科学与工程学报, 2016, 33(3): 93-103.
CHEN L, QU W J, ZHU P. Theoretical framework of life cycle equal durability design method in concrete structure [J]. Journal of Architecture and Civil Engineering, 2016, 33(3): 93-103. (in Chinese)
- [2] ZHANG W P, ZHOU B B, GU X L, et al. Probability distribution model for cross-sectional area of corroded reinforcing steel bars [J]. Journal of Materials in Civil Engineering, 2014, 26(5): 822-832.
- [3] LI K F, LI Q W, ZHOU X G, et al. Durability design of the Hong Kong-Zhuhai-Macau Sea-Link project: principle and procedure [J]. Journal of Bridge Engineering, 2015, 20(11): 04015001.
- [4] WANG Y, CHEN Y, CAI L G. A theory calculation model of safety detection cycle for existing reinforced concrete structures [C]// Construction Enterprises and Project Management - Proceedings of the International Conference on Construction and Real Estate Management 2018, August 9-10, 2018, Charleston, South Carolina, 2018.
- [5] 李杰. 工程结构整体可靠性分析研究进展[J]. 土木工程学报, 2018, 51(8): 1-10.
LI J. Advances in global reliability analysis of engineering structures [J]. China Civil Engineering Journal, 2018, 51(8): 1-10. (in Chinese)
- [6] 陈远. 时变可靠度及高效求解结构体系可靠度的新方法[D]. 杭州: 浙江大学, 2017.
CHEN Y. Time-dependent reliability and a new approach to efficient solution for structure system reliability [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2017. (in Chinese)
- [7] 李昕, 冯新, 杜超, 等. 两种导管架海洋平台的系统可靠度分析[J]. 中国海洋平台, 2007, 22(1): 29-33.
LI X, FENG X, DU C, et al. System reliability analysis on two kinds of jacket platforms [J]. China Offshore Platform, 2007, 22(1): 29-33. (in Chinese)
- [8] 刘扬, 涂荣辉. 微分等价递归算法在结构体系可靠度分析中的应用[J]. 长沙交通学院学报, 2008(1): 6-11.
LIU Y, TU R H. Application of differential equivalent recursion algorithm in system reliability analysis [J]. Journal of Changsha Communications University, 2008(1): 6-11. (in Chinese)
- [9] 陈向前, 董聪, 闫阳. 微分等价递归算法的解析格式[J]. 计算力学学报, 2011, 28(5): 688-692, 710.
CHEN X Q, DONG C, YAN Y. Analytical scheme of differential equivalent recursive algorithm [J]. Chinese Journal of Computational Mechanics, 2011, 28(5): 688-692, 710. (in Chinese)
- [10] 刘均利, 方志. 基于检测数据更新的混凝土碳化深度预测[J]. 土木建筑与环境工程, 2013, 35(3): 70-74.
LIU J L, FANG Z. Carbonation depth prediction of concrete structures based on inspection data [J]. Journal of Civil, Architectural & Environment Engineering, 2013, 35(3): 70-74. (in Chinese)
- [11] 李英民, 周小龙, 贾传果. 混凝土碳化深度预测中的贝叶斯方法及应用[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2014, 45(9): 3121-3126.
LI Y M, ZHOU X L, JIA C G. Bayesian method and its application in prediction of concrete carbonation depth [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2014, 45(9): 3121-3126. (in Chinese)
- [12] 樊学平, 吕大刚. 基于贝叶斯 DLM 的桥梁结构可靠度预测 [J]. 铁道学报, 2014, 36(6): 93-98.
FAN X P, LU D G. Reliability prediction of aging bridges based on bayesian dynamic linear model [J]. Journal of the China Railway Society, 2014, 36(6): 93-98. (in Chinese)
- [13] CHEN H P. Monitoring-based reliability analysis of aging concrete structures by Bayesian updating [J]. Journal of Aerospace Engineering, 2017, 30(2): B4015004.
- [14] HART, G C. The benefit of using bayesian structural reliability language and theory in a forensic investigation of an existing building [C]// Proceedings of the 7th Congress on Forensic Engineering, 2015, November 15-18, 2015, Miami, Florida, USA, 2015.
- [15] STRAUB D, PAPAIOANNOU I. Bayesian updating with structural reliability methods [J]. Journal of

- Engineering Mechanics, 2015, 141(3):04014134.
- [16] TIEN I, DER K A. Reliability assessment of critical infrastructure using bayesian networks [J]. Journal of Infrastructure Systems, 2017, 23(4):04017025.
- [17] 关虢, 牛荻涛, 王家滨. 基于耐久性检测的运煤栈桥碳化寿命预测[J]. 西安建筑科技大学学报(自然科学版), 2015, 47(1): 71-76.
- GUAN X, NIU D T, WANG J B. Carbonation life prediction of coal trestle based on durability testing [J]. Journal of Xi'an University of Architecture & Technology, 2015, 47(1): 71-76. (in Chinese)
- [18] TORRES H, CORREA E, CASTANO J G, et al. Simplified mathematical model for concrete carbonation [J]. Journal of Materials in Civil Engineering, 2017, 29(10): 04017150.
- [19] PASUPATHY K, BERNDT M, SANJAYAN J, et al. Durability performance of precast fly Ash-Based geopolymer concrete under atmospheric exposure conditions [J]. Journal of Materials in Civil Engineering, 2018, 30(3): 04018007.

(编辑 胡玲)