

DOI: 10. 20040/j. cnki. 1000-7709. 2023. 20220936

在役混凝土结构碳化深度的贝叶斯随机模型

王建有¹, 王浚宇^{1,2}, 王大辉², 袁 群², 曹宏亮²

(1. 郑州大学水利科学与工程学院, 河南 郑州 450001; 2. 河南省水利科学研究院, 河南 郑州 450003)

摘要: 由于混凝土碳化过程的随机性, 现有的碳化深度预测模型难以表征在役混凝土结构的实际碳化状况。为此, 将已有碳化随机模型与现役混凝土结构碳化深度的实测信息相结合, 提出一种碳化总体样本均值与方差均未知情况下的先验分布超参数的计算方法; 并利用贝叶斯理论对碳化速度系数进行更新, 研究了针对在役混凝土结构碳化深度的贝叶斯随机模型。以燕山水库溢洪道闸墩等结构的实测混凝土碳化深度为例进行分析, 结果表明碳化深度的贝叶斯随机模型能更好地表征在役混凝土结构的实际碳化状况。

关键词: 碳化深度; 贝叶斯; 随机性; 超参数

中图分类号: TV431; TU528. 01

文献标志码: A

文章编号: 1000-7709(2023)02-0154-05

1 引言

混凝土碳化深度有很大随机性, 即使同一服役结构、相同环境、相同强度下, 碳化深度也不一定完全相同^[1]。目前研究一致认为碳化深度 X 服从正态分布 $N(\mu, \sigma^2)$, 分析在役混凝土结构的碳化损伤状况, 则需计算碳化总体样本的概率特征参数均值 μ 与方差 σ^2 。现有碳化深度预测模型大多计算碳化深度均值, 碳化深度的计算结果与实际检测信息相差较大, 难以代表结构的实际碳化状况。若仅依赖结构在某个时间的碳化深度检测样本推断其碳化状况, 则会受限于样本信息量与实际操作误差等一系列不确定因素。贝叶斯理论可将已有碳化模型作为先验信息, 结合检测信息从而实现对碳化深度的重估计, 具有较大的工程实用价值。但现有的贝叶斯碳化模型均是对单参数均值 μ 进行修正的研究结果^[2,3]。而先验分布中超参数的确定, 是对总体样本双参数进行

贝叶斯估计的前提^[4]。因此, 建立一种碳化总体样本均值 μ 与方差 σ^2 均未知情况下贝叶斯先验分布中超参数的计算方法, 成为一个亟待解决的问题。鉴此, 本文以燕山水库溢洪道闸墩结构为例, 选择牛荻涛随机模型, 结合其他结构部位的碳化深度信息共同作为先验信息, 通过公式推导出一种碳化总体均值 μ 与方差 σ^2 均未知情况下的先验分布中超参数的计算方法, 并依此得出结构碳化深度的贝叶斯随机模型, 从而形成一种针对在役混凝土结构碳化深度的贝叶斯估计方法。

2 先验模型的选择

混凝土的碳化深度与时间的平方根成正比, 且碳化深度是一个服从正态分布的随机过程^[5]。基于此提出的关于混凝土碳化深度的预测模型大体可归为理论模型、基于试验研究的经验模型、理论与碳化试验相结合的模型 3 类, 见表 1^[6]。

已有的碳化深度预测模型大都为平均碳化深

表 1 混凝土碳化模型

Tab. 1 Concrete carbonization model

理论模型	经验模型			理论与试验相结合的模型
	多系数经验模型	水灰比经验模型	抗压强度经验模型	
阿列克谢耶夫模型	龚洛书模型	岸谷孝一模型	前苏联碳化模型	张誉模型
希腊 Papadakis 模型	Richardson 模型	朱安民模型	牛荻涛模型	刘亚芹碳化模型
	黄土元模型	依田彰彦模型	郟小坛模型	CEB Task Group V, 1+2 碳化模型
	张海燕模型	鱼本健人模型		
		日本混凝土规程模型		

收稿日期: 2022-04-06, 修回日期: 2022-05-23

基金项目: 河南省 2021 年水利科技攻关项目(NO. 72)

作者简介: 王建有(1977-), 男, 博士、副教授, 研究方向为水工建筑物的安全性检测与评价, E-mail: wangjianyou@zzu. edu. cn

通讯作者: 曹宏亮(1972-), 男, 硕士、教授级高级工程师, 研究方向为水工结构材料, E-mail: chlhnsky@126. com

度的预测模型,且未考虑碳化过程的随机性。牛荻涛模型考虑多因素影响,并给出随机不确定性变量系数,建立了混凝土碳化深度预测的实用随机模型,能够分别计算碳化深度的均值 μ 与方差 σ^2 。因此,本文将牛荻涛随机模型作为先验模型,该模型^[1]为:

$$X(t) = 2.56K_{mc}K_jK_{CO_2}K_PK_S\sqrt[4]{T}(1-R_{RH}) \cdot R_{RH}(57.94m_c/f_{cu} - 0.76)\sqrt{t} \quad (1)$$

式中, $X(t)$ 为碳化深度; K_{mc} 为计算模式不定性随机变量; K_j 为角部修正系数; K_{CO_2} 为 CO_2 浓度影响系数; K_P 为浇筑面修正系数; K_S 为工作应力影响系数; T 为环境温度; R_{RH} 为环境相对湿度; m_c 为混凝土立方体抗压强度平均值与标准值之比; f_{cu} 为混凝土抗压强度,MPa,是随机过程; t 为碳化时间,a。

3 碳化深度的贝叶斯随机模型

3.1 贝叶斯后验估计的对象

选择已有的碳化模型作为先验模型,结合 t_0 时刻的检测信息,利用贝叶斯后验估计对碳化深度进行计算,实际上是一个对先验模型进行修正的过程^[7]。混凝土的碳化深度与碳化时间的关系可表示为 $X(t) = Kt^{0.5}$ 。若设经贝叶斯修正后的碳化后验模型为 $X_b(t) = K_b t^{0.5}$,先验模型为 $X_a(t) = K_a t^{0.5}$,则 t_0 时刻碳化深度的后验估值与先验模型值的差值 $\Delta X(t_0)$ 为:

$$\Delta X(t_0) = (K_b - K_a)t_0^{0.5} = \Delta K t_0^{0.5} \quad (2)$$

式中, K_a 为碳化深度先验模型的碳化速度系数; K_b 为后验模型的碳化速度系数; ΔK 为后验模型与先验模型的碳化速度系数差值。

随着碳化龄期的推移,后续任意时刻碳化深度的贝叶斯更新值与先验模型的差值 $\Delta X(t)$ 呈增大趋势。因此,为更精确地计算碳化深度,应在已有先验模型的基础上,结合检测信息,对碳化速度系数 K 进行贝叶斯后验估计,以此推断未来任意时刻的碳化深度预测值。

3.2 碳化总体样本参数的贝叶斯后验分布

假定 t 时刻由混凝土结构碳化深度的检测数据 X_1, X_2, \dots, X_n 反推得到的碳化速度系数的样本 K_1, K_2, \dots, K_n ,是来自正态分布总体 $N(\mu, \sigma^2)$ 的一个样本 K , n 为检测样本个数。根据贝叶斯理论,在得到检测样本似然函数与先验分布函数的情况下, (μ, σ^2) 的后验分布可表示为:

$$\pi(\mu, \sigma^2 | k) \propto f(k | \mu, \sigma^2)\pi(\mu, \sigma^2) \quad (3)$$

式中, \propto 表示“正比于”; $f(k | \mu, \sigma^2)$ 为检测样本的似然概率函数; $\pi(\mu, \sigma^2)$ 为 μ 与 σ^2 的先验分布函数。

由于总体样本 μ 与 σ^2 均未知,采用共轭先验分布来确定 μ 与 σ^2 的后验分布。两参数具有关联性,相互影响,其联合先验分布是两个分布函数的乘积。记为 $\pi(\mu, \sigma^2) = \pi(\sigma^2)\pi(\mu | \sigma^2)$,其中 $\pi(\sigma^2)$ 的分布为逆伽玛分布, $\pi(\mu | \sigma^2)$ 的先验分布为正态分布,其联合先验分布为正态-逆伽玛分布^[8],可表示为:

$$\pi(\mu, \sigma^2) \propto \sigma^{-1}(\sigma^2)^{-(\nu_0/2+1)} \cdot \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2}[\nu_0\sigma_0^2 + \kappa_0(\mu - \mu_0)^2]\right\} \quad (4)$$

式中, $\mu_0, \kappa_0, \nu_0, \sigma_0^2$ 均为待确定的超参数; $\nu_0/2$ 为逆伽玛分布的形状参数。

碳化速度系数 K 的检测样本 K_1, K_2, \dots, K_n 的似然概率密度函数可表示为:

$$f(K | \mu, \sigma^2) = (2\pi\sigma^2)^{-n/2} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (K_i - \mu)^2\right] \propto \sigma^{-n} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (K_i - \mu)^2\right] \quad (5)$$

对于服从正态分布的碳化速度系数总体样本,其参数均值 μ 与方差 σ^2 的后验联合概率分布函数为:

$$\pi(\mu, \sigma^2 | k) \propto \sigma^{-1}(\sigma^2)^{-(\nu_n/2+1)} \cdot \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2}[\nu_n\sigma_n^2 + \kappa_n(\mu - \mu_n)^2]\right\} \quad (6)$$

其中

$$\mu_n = \frac{\kappa_0}{\kappa_0 + n}\mu_0 + \frac{n}{\kappa_0 + n}\bar{K}; \kappa_n = \kappa_0 + n; \nu_n = \nu_0 + n; \nu_n\sigma_n^2 = \nu_0\sigma_0^2 + \sum_{i=1}^n (k_i - \bar{K})^2 + \frac{\kappa_0 n}{\kappa_0 + n}(\mu_0 - \bar{k})^2 \quad (7)$$

将 $\pi(\mu, \sigma^2 | k)$ 分别对 μ 与 σ^2 积分,可分别得到 σ^2 与 μ 的边缘概率分布。其中 σ^2 的后验分布服从逆伽玛分布, μ 的后验分布服从广义一元 t 分布^[9]。

对比式(4)、(6)可知,正态总体参数的后验联合概率分布与先验联合分布相同,只是以 $\mu_n, \kappa_n, \nu_n, \sigma_n^2$ 代替了先验分布中的 $\mu_0, \kappa_0, \nu_0, \sigma_0^2$ 。 κ_n 相当于综合了先验信息量与样本信息量的总样本容量, ν_n 为 μ_n 服从广义一元 t 分布的后验自由度^[10]。因此,若要确定碳化总体样本 μ 与 σ^2 的具体后验分布,先验分布中各超参数的确定是首要解决的问题。

3.3 先验分布中超参数的确定

现有的超参数确定方法^[9]均需要从先验信息中获得前几阶先验分布的样本矩或若干分位数的估值,通过解方程确定各超参数。但根据碳化模型得到的是特定时间碳化深度的计算均值与方差,因而无法获取先验分布的样本矩与分位数估值。而在实际工程中,尽管不同部位不同结构的建筑物发挥作用不同,但所浇筑的混凝土可能存在一致情况。因此,本文通过搜集现场与待分析结构具有相同混凝土状况且同等或相似环境条件、不同结构部位的碳化深度信息,结合牛荻涛随机模型共同作为先验信息,提出了一种新的先验超参数的确定方法,具体步骤如下。

步骤 1 根据牛荻涛随机模型得出结构碳化速度系数 K 的计算均值 μ_k 与方差 σ_k^2 ;以不同结构部位为单位,根据其碳化深度检测数据反推计算得到碳化速度系数 K 的均值 K_j^u 与方差 $K_j^{\sigma^2}$ ($j=1,2,\dots,m$, m 为碳化检测结构部位的数目)。

步骤 2 将不同结构部位碳化速度系数 K 的均值 K_j^u 与方差 $K_j^{\sigma^2}$ 整合组成新的样本,并结合牛荻涛随机模型得出的结构计算均值 μ_k 与方差 σ_k^2 ,共同作为先验信息,以此为基础对其进行二次处理。

步骤 3 由步骤 2 可知 $\mu_k | \sigma_k^2 \sim N(\mu_0, \sigma^2/\kappa_0)$, 则超参数 $\mu_0 = \mu_k, \sigma^2/\kappa_0$ 的估计量为:

$$\frac{\sigma^2}{\kappa_0} = \sum_{j=1}^m \left(K_j^u - \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m K_j^u \right)^2 \quad (8)$$

步骤 4 根据式(4), $\sigma^2 \sim \text{IGa}(\nu_0/2, \nu_0\sigma_0^2/2)$, 由逆伽玛分布的均值与方差的计算公式^[11]可知:

$$E(\sigma^2) = \nu_0\sigma_0^2/(\nu_0 - 2)$$

$$\text{var}(\sigma^2) = 2(\nu_0\sigma_0^2)^2/(\nu_0 - 2)^2(\nu_0 - 4) \quad (9)$$

结合牛荻涛碳化随机模型,可得 $E(\sigma^2) = \sigma_k^2$, σ^2 的方差:

$$\text{var}(\sigma^2) = \sum_{j=1}^m \left(K_j^{\sigma^2} - \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m K_j^{\sigma^2} \right)^2 \quad (10)$$

式中, $K_j^{\sigma^2}$ 为第 j 个结构部位碳化速度系数 K 的方差。

联立式(9)、(10),可分别求得超参数 ν_0, σ_0^2 。由 $E(\sigma^2) = \sigma_k^2$, 联立式(8),可求得先验自由度 κ_0 为:

$$\kappa_0 = \frac{\sigma^2}{\sigma^2/\kappa_0} = \sigma_k^2 / \left(\sum_{j=1}^m \left(K_j^u - \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m K_j^u \right)^2 \right) \quad (11)$$

至此,可求得先验信息中各超参数 $\mu_0, \kappa_0, \nu_0, \sigma_0^2$ 的计算值。将所得超参数代入式(7),可得

$\mu_n, \kappa_n, \nu_n, \nu_n\sigma_n^2$ 的计算值;根据逆伽玛分布与广义一元 t 分布的均值与方差的计算公式推导可得,碳化速度系数 K 的后验分布参数均值即 μ_n , 后验分布参数方差的最大期望为:

$$E(\sigma_K^{\prime 2}) = \nu_n\sigma_n^2/(\nu_n - 2) \quad (12)$$

式中, $\sigma_K^{\prime 2}$ 为碳化速度系数 K 的后验分布参数方差。

因此,经贝叶斯后验估计得到的碳化速度系数 $K \sim N(\mu_n, \sigma_K^{\prime 2})$, 进而可根据误差传递性得出在役混凝土结构碳化深度的贝叶斯随机模型 $X(t) \sim N(\mu_x(t), \sigma_x^{\prime 2}(t))$:

$$\mu_x(t) = \mu_n t^{0.5}$$

$$\sigma_x^{\prime 2}(t) = \sigma_K^{\prime 2} t \quad (13)$$

4 工程案例

4.1 燕山水库溢洪道闸墩结构

河南省燕山水库溢洪道闸墩结构主体为粉煤灰混凝土结构,设计强度等级为 C25,根据当地气象资料和现场采样分析,结构所处环境的年平均温度、相对湿度分别为 14.5℃、69%,CO₂ 浓度为 0.03%。查阅工程建设期资料,溢洪道翼墙及泄槽段底板混凝土与闸墩混凝土完全一致,均为设计强度等级为 C25 的粉煤灰混凝土,且闸墩结构所在位置与溢洪道翼墙及泄槽段底板混凝土紧邻。根据现场检测状况,泄槽水平段底板与斜坡段 1 排底板与闸墩混凝土所处环境基本一致,因此另外对翼墙、水平段底板、斜坡 1 排底板混凝土等 3 处结构部位进行碳化深度检测。具体检测步骤及碳化测区数量遵照《既有混凝土结构耐久性评定标准》^[12] 相关规定执行,从结构竣工服役至本次检测已 14 年。

通过 K-S 假设检验对闸墩结构的碳化深度检测数据进行统计^[13],结果表明其在 95% 的置信水平下较好地服从正态分布。闸墩结构碳化深度的概率分布见图 1,闸墩与其他结构部位的碳化深度检测情况见表 2。

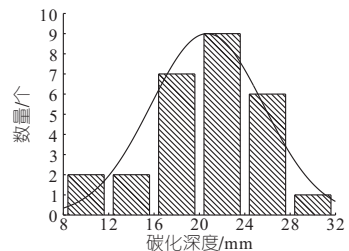


图 1 闸墩碳化深度概率分布

Fig. 1 Probability distribution of carbonation depth of gate pier

表 2 不同结构部位碳化深度数据统计

Tab. 2 Statistics of carbonation depth of different structural parts

结构部位	检测数量/个	均值/mm	标准差	变异系数
闸墩	27	20.1	5.97	0.30
水平段底板	21	18.4	6.02	0.33
斜坡 1 排	15	17.7	7.78	0.44
翼墙	6	32.1	9.30	0.29

表 3 碳化速度系数 K 统计

Tab. 3 Statistics of carbonization rate coefficient K

分类	工程部位	数量	均值	方差
先验信息	水平段底板	21	4.89	2.59
	斜坡 1 排	15	4.72	4.32
	翼墙	6	8.58	6.18
	牛获涛随机模型		2.92	2.01
检测样本	闸墩	27	5.37	2.55

4.2 不同结构部位碳化信息的对比

对碳化速度系数 K 进行贝叶斯估计前,利用牛获涛随机模型对闸墩结构 $t=14$ 年时的碳化深度进行计算,并与各结构部位的碳化深度数据做对比。根据结构所处现场环境,参照文献[1],取 K_{mc} 均值为 0.996、标准差为 0.355, $K_j=1$ 、 $K_{CO_2}=1.1$ 、 $K_p=1.2$ 、 $K_s=1$,并代入现场环境条件数据及混凝土强度等,经计算碳化深度均值为 10.94 mm,标准差为 5.30;各结构部位碳化信息与碳化随机模型的对比见图 2。

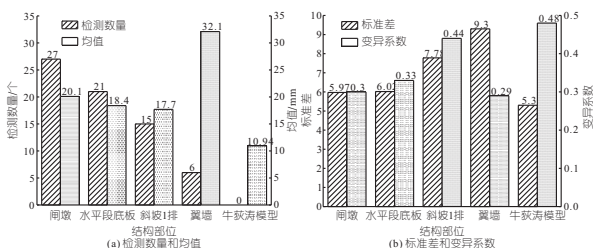


图 2 各结构部位碳化状况对比

Fig. 2 Comparison of carbonation status of various structural parts

由图 2 可知,闸墩结构碳化深度检测均值为 20.1 mm,相较于水平段底板、斜坡 1 排底板混凝土,碳化均值略大但较为接近,且闸墩碳化测区的检测数量也最多;从闸墩至翼墙各结构部位的碳化测区数量逐渐减小,标准差随之增大,变异系数整体趋势也随之变大。翼墙的碳化均值高于其他部位的检测均值则受限于现场检测情况,检测样本量较少导致数据的离散性偏大,但各结构部位的碳化深度仍可视为服从整体的正态分布;牛获涛碳化模型计算值为 10.94 mm,远小于各结构部位碳化深度检测均值,其模型变异系数计算值最高。由此可见,随机性的特点使相同混凝土且环境条件基本一致的不同结构,其碳化深度也不尽相同,且随检测样本信息量的大小而变化。已有的经典碳化深度随机模型得出的计算结果并不能很好地代表实际工程结构的碳化状况。

4.3 碳化深度的贝叶斯随机模型

选定碳化速度系数 K 作为贝叶斯后验估计的对象,由结构服役时间与碳化深度检测数据反推,可得碳化速度系数 K 的统计信息见表 3。

对先验信息进行处理,结合式(4)与牛获涛碳化随机模型,可得超参数 $\mu_0=2.92$;由式(8)可求得 σ^2/κ_0 的估计量为 4.77;结合牛获涛随机模型,求得逆伽玛分布的均值与方差分别为 $E(\sigma^2)=2.01$ 、 $\text{Var}(\sigma^2)=3.21$;联立式(9)、(10),可分别求得超参数 $\nu_0=6.50$ 、 $\sigma_0^2=1.39$;由 $E(\sigma^2)=\sigma_k^2$,联立式(8)可得先验自由度 $\kappa_0=0.42$ 。由此可将先验分布中超参数 μ_0 、 κ_0 、 ν_0 、 σ_0^2 的计算值代入式(7),得到 μ_n 、 κ_n 、 ν_n 、 $\nu_n\sigma_n^2$ 的计算值分别为 5.33、27.42、33.50、77.69;根据逆伽玛分布与广义一元 t 分布的均值与方差的公式推导,可求得后验分布参数方差的最大期望 $\sigma_k^2=2.47$;至此,求得经贝叶斯后验估计的碳化速度系数满足 $K \sim N(5.33, 2.47)$ 。根据误差传递性进一步得到闸墩结构碳化深度的贝叶斯随机模型为 $X(t) \sim N(5.33t^{0.5}, 2.47t)$ 。

将牛获涛随机模型与碳化深度的贝叶斯随机模型做对比,并引入本次闸墩结构碳化检测数据,见图 3。由图 3 可看出,相较于作为先验信息的牛获涛随机模型,碳化深度的贝叶斯随机模型对碳化深度均值的计算精度更高;且任意时刻碳化深度的贝叶斯随机模型的后验均值与先验模型碳化均值的差值随时间递增,计算可得 $\Delta X(t)=2.41t^{0.5}$;与闸墩结构碳化检测数据进行对比,第 14 年贝叶斯随机模型的碳化计算均值为 19.94 mm,介于先验碳化模型计算值与闸墩碳化检测均值之间,更接近闸墩碳化检测均值 20.1 mm;第 14 年贝叶斯随机模型的碳化计算方差为 34.58,介于先验碳化模型方差计算值与闸墩碳化检测方差之间,更接近闸墩碳化检测方差 35.64。

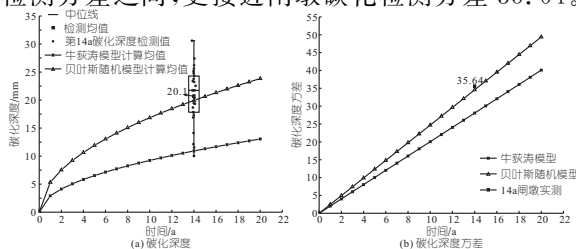


图 3 模型计算值与结构检测值的对比

Fig. 3 Comparison between model calculation value and structure detection value

由此可见,碳化深度的贝叶斯随机模型是先验信息与检测样本之间的一个折中,是综合了先验信息与检测信息后的一个表达。

此外,对碳化模型计算均值进行置信区间的检验。根据任意 t 时刻碳化深度总体样本 X 服从正态分布 $N(\mu, \sigma^2)$ 的研究结果,闸墩碳化深度 X_1, X_2, \dots, X_n 来源于正态分布总体 $N(\mu, \sigma^2)$ 的检测样本 X , n 为检测样本个数 ($n=27$), 检测样本均值与样本标准差分别为 \bar{X} 、 S , 则有随机变量:

$$t = \frac{\bar{X} - \mu}{S / \sqrt{n}} \sim t(n-1) \quad (14)$$

由此可得 μ 的置信度 $1-\alpha$ 的置信区间^[10]为:

$$\left(\bar{X} - \frac{S}{\sqrt{n}} t_{\alpha/2}(n-1), \bar{X} + \frac{S}{\sqrt{n}} t_{\alpha/2}(n-1) \right) \quad (15)$$

取 $\alpha = 0.05$, 查 t 分布表可得 $t_{0.025}(26) = 2.0555$, 因此可根据闸墩结构碳化深度的检测数据, 得出碳化总体样本均值 μ 在 95% 置信水平下的置信区间为 (17.70, 22.46), 区间长度为 4.76。牛荻涛模型对闸墩结构 $t=14$ 年的碳化深度计算均值为 10.94 mm, 而贝叶斯随机模型 $t=14$ 年的计算均值为 19.94 mm, 由此可见相较于牛荻涛先验模型, 碳化深度的贝叶斯随机模型得出的计算结果具有 95% 置信度, 能够更好地代表燕山水库溢洪道闸墩结构的真实碳化状况。

5 结论

a. 对在役混凝土结构的碳化深度进行贝叶斯估计, 先验模型宜选取能够确定碳化随机过程的碳化模型, 从而针对碳化总体样本概率特征参数均值 μ 与方差 σ^2 进行双参数的后验估计。

b. 建立碳化深度的贝叶斯随机模型是对先验模型进行修正的过程, 后验随机模型计算值与先验模型的差值 $\Delta X(t)$ 是随时间 t 的增加呈增大趋势的一个变量, 因此宜将碳化速度系数 K 作为贝叶斯估计的对象, 实现对碳化深度更为精确的计算。

c. 针对实际工程结构中碳化总体样本概率特征双参数的后验估计, 提出了一种新的先验分布中超参数的确定方法, 并依此得出结构碳化深度的贝叶斯随机模型。

参考文献:

- [1] 牛荻涛. 混凝土结构耐久性与寿命预测[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
- [2] 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.
- [3] 谷慧, 李全旺, 侯冠杰. 碳化环境下混凝土结构耐久性模型的更新方法[J]. 工程力学, 2021, 38(5): 113-121.
- [4] 吴越, 刘东升, 孙树国, 等. 岩土强度参数正态-逆伽马分布的最大后验估计[J]. 岩石力学与工程学报, 2019, 38(6): 1188-1196.
- [5] EKOLU, STEPHEN O. Model for practical prediction of natural carbonation in reinforced concrete: Part 1-formulation[J]. Cement and concrete composites, 2017: S578195058.
- [6] 曹明莉, 丁言兵, 郑进炫, 等. 混凝土碳化机理及预测模型研究进展[J]. 混凝土, 2012(9): 35-38, 46.
- [7] 卫军, 罗扣. 基于贝叶斯方法的时变可靠度分析[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2007(2): 1-3.
- [8] 易伟建, 刘翔. 基于贝叶斯估计的结构固有频率不确定性分析[J]. 振动与冲击, 2010, 29(7): 19-23.
- [9] 韦来生. 贝叶斯统计[M]. 北京: 高等教育出版社, 2016.
- [10] 徐骋, 乔林, 唐坤, 等. 贝叶斯统计在结构检测中的应用[J]. 建筑科学, 2014, 30(1): 12-15.
- [11] WANG H, WANG X, WELLMANN J F, et al. A Bayesian unsupervised learning approach for identifying soil stratification using cone penetration data[J]. Canadian geotechnical journal, 2019, 56.
- [12] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 既有混凝土结构耐久性评定标准: GB/T 51355-2019[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2019.
- [13] 吴业楠, 钟平安, 闫海滨, 等. 基于层次贝叶斯法的无资料地区洪水频率分析[J]. 水电能源科学, 2019, 37(1): 74-77.

Bayesian Stochastic Model for Carbonation Depth of In-service Concrete Structures

WANG Jian-you¹, WANG Jun-yu^{1,2}, WANG Da-hui², YUAN Qun², CAO Hong-liang²

(1. School of Water Conservancy Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China;

2. Henan Provincial Water Conservancy Research Institute, Zhengzhou 450003, China)

Abstract: Due to the randomness of concrete carbonation process, the results obtained by the existing carbonation depth prediction models are difficult to characterize the actual carbonation status of in-service concrete structures. Therefore, combining the existing stochastic carbonization model with the actual measurement information of the carbonization depth of in-service concrete structures, a calculation method of a priori distribution hyper-parameters was given when the mean and variance of carbonized population samples were unknown. A Bayesian random model for the carbonation depth of in-service concrete structures was established. Taking the measured concrete carbonation depth of spillway pier and other structures of Yanshan Reservoir as an engineering example, the results show that the Bayesian random model can better represent the actual carbonation condition of in-service concrete structure.

Key words: carbonation depth; Bayesian; randomness; hyper-parameter