

文章编号:1671-6833(2003)01-0011-05

混凝土结构剩余寿命的预测

李清富¹, 成子桥², 刘建民¹

(1. 郑州大学环境与水利学院, 河南 郑州 450002; 2. 河南省新乡一郑州高速公路建设有限公司, 河南 郑州 450000)

摘要: 基于不同的信息, 提出现有混凝土结构剩余寿命预测的四种模型: 回归预测模型、灰色预测模型、灰色改进模型和神经网络模型, 决策者可根据自己的知识水平、所掌握的信息种类和数量等主客观条件来选用不同的模型进行预测分析和决策制定. 为了说明模型的应用, 最后分别针对各种模型给出了范例.

关键词: 模型; 回归预测; 灰色预测; 神经网络; 信息

中图分类号: TU 311.2; TU 375

文献标识码: A

0 引言

随着混凝土结构使用年限的增加, 混凝土的劣化与钢筋锈蚀问题日益突出, 寿命作为结构的一个重要特征, 在现有结构技术评估中就显得十分必要. 如何对现有混凝土结构的剩余寿命进行预测及对其采取何种有效的措施来恢复或提高原有结构的使用功能, 已成为一个迫切需要解决的问题. 所谓混凝土结构的使用寿命是指结构从开始使用到结构达到破坏极限状态为止的时间, 而其剩余寿命则是指结构在当前状况下, 在不加维修或正常维护以及正常使用条件下, 结构可能继续使用的年限^[1,2]. 近代数学理论的发展为结构剩余寿命的预测提供了必要的理论基础, 而工程检测系统的进一步完善和测试技术的进步又为理论在工程实践中的应用提供了保证. 作为理论与实践相联系的环节, 本文将初步探讨混凝土结构剩余寿命的预测问题.

1 预测模型的建立

我国既有的混凝土结构量大面广, 各个结构的重要性以及已使用的年限也不尽相同, 管理方法、所采用的检测技术及检测手段也千差万别, 因此, 人们对不同结构所能提供的信息种类和数量也会由于这些主客观条件的限制而不同. 针对这些特点, 要找到一种通用的结构剩余寿命预测方

法, 目前还存在一定的困难. 为此, 本文将介绍几种混凝土结构剩余寿命预测模型: 回归预测模型、灰色预测模型、改进灰色预测模型及神经网络预测模型等, 这些模型可分别适用于已知不同信息的情况.

1.1 回归预测模型

回归预测模型就是利用结构在 t_0 时刻前各个检测时刻的实际检测资料与分析结果, 通过回归分析, 建立结构损伤与使用时间的关系, 用此作为对结构寿命进行预报的根据. 其基本过程为:

设 D_t 表示结构 t 时刻的总损伤系数, $D_t = 0$ 表示结构完好无损伤; $D_t = D_f$ 表示结构使用寿命的终结; $D_t = 1.0$ 表示结构完全破坏. D_t 是一个综合指标, 应考虑结构的损伤状态、结构的重要性、结构维修费用等因素. 经综合分析确定, D_t 可由专家根据工程经验给出(本文暂假定 $D_f = 0.80$). 这样, D_t 与使用时间的函数关系可表示为

$$D_t = f(t) + \epsilon(t) \quad (1)$$

式中 $f(t)$ 为 D_t 的中值预报函数; $\epsilon(t)$ 为考虑所有未计入因素影响的附加项.

回归分析的主要任务就是要根据已有的数据来确定 $f(t)$ 的具体数学表达式. 一般地, $f(t)$ 的形式在很大程度上依赖于过去的经验, 常采用二次型、线性型及指数型. 由于指数型在统计学上容易处理, 并且易线性化和无量纲化, 因此本文采用指数型, 那么式(1)可具体写为

收稿日期: 2002-10-30; 修订日期: 2002-12-20

基金项目: 河南省教育厅自然科学基金资助项目(20015800001)

作者简介: 李清富(1966-), 男, 河南省林州市人, 郑州大学教授, 博士后, 主要从事工程结构可靠性研究.

$$D_t = k e^{\alpha t} + \xi(t) \tag{2}$$

线性化后得

$$\ln D_t = \ln k + \alpha t + r \tag{3}$$

式中: k, α 为由分析决定的常数; r 为误差项, 一般假定 $r \sim N(0, S^2)$.

令 $y = \ln D_t, x = \ln t, a = \alpha, b = \ln k$, 则有

$$y = ax + b \tag{4}$$

这里, 式 (4) 为一个最简单的线性回归问题, 可以由实际资料 (t_i, D_i) 很容易地得到 a, b 的估计值 \hat{a}, \hat{b} , 转换为原来的参数 k, α 后, D_t 的中值预报方程为

$$D_t = e^{\hat{b}} t^{\hat{a}} \tag{5}$$

令 $D_t = D_f$, 由式 (5) 得

$$t_e = [D_f e^{-\hat{b}}]^{\frac{1}{\hat{a}}} \tag{6}$$

那么结构的剩余寿命 t_s 可表示为

$$t_s = t_e - t_c \tag{7}$$

式中: t_e 为结构的可使用年限.

结构剩余寿命回归预测模型的主要特点是计算简单, 使用方便, 对检测时刻的选取没有特别要求; 主要缺点是它要求所选择的样本容量要足够大, 否则将不能保证中值预报公式的有效性和精度. 因此, 该模型可适用于使用时间较长, 使用过程中检测频繁的结构.

1.2 灰色预测模型

由于影响混凝土结构寿命的因素很多, 因素内部以及因素之间的关系也错综复杂, 某些因素对于结构寿命影响的有关信息, 由于种种条件限制, 目前尚不知道, 因此对结构寿命的分析常具有灰色性特征. 本节的灰色预测模型就是以结构损伤系数的时间序列为基础, 应用灰色模型^[3,4] 去外推结构剩余寿命.

1.2.1 基本灰色理论模型^[3]

设有一等时段结构损伤系数时间序列

$$D^{(0)} = (D^{(0)}(1), D^{(0)}(2), \dots, D^{(0)}(n)),$$

对 $D^{(0)}$ 作一次累加生成

$$D^{(1)}(k) = \sum_{m=1}^k D^{(0)}(m), (k = 1, 2, \dots, n) \tag{8}$$

得到序列

$$D^{(1)} = (D^{(1)}(1), D^{(1)}(2), \dots, D^{(1)}(n)),$$

对 $D^{(1)}$ 建立白化形式的方程:

$$\frac{dD^{(1)}}{dt} + aD^{(1)} = \mu \tag{9}$$

这是一个一元一阶微分方程模型, 记为 $GM(1, 1)$. 这里 a, μ 为由已知序列确定的常数, 可按最小二乘法求解, 结果为

$$\hat{a} = \begin{bmatrix} a \\ \mu \end{bmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T Y_n \tag{10}$$

其中,

$$B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}(D^{(1)}(1) + D^{(1)}(2)) & 1 \\ -\frac{1}{2}(D^{(1)}(2) + D^{(1)}(3)) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -\frac{1}{2}(D^{(1)}(n-1) + D^{(1)}(n)) & 1 \end{bmatrix};$$

$$Y_n = [D^{(0)}(2), D^{(0)}(3), \dots, D^{(0)}(n)]^T.$$

白化形式微分方程的解为^[3]

$$D^{(1)}(k+1) = (D^{(0)}(1) - \frac{\mu}{a})e^{-ak} + \frac{\mu}{a} \tag{11}$$

然后对式 (11) 作一次累减生成 $(1-IAGO)$ 恢复变量的物理意义.

$$D^{(0)}(k) = D^{(1)}(k) - D^{(1)}(k-1) =$$

$$(D^{(0)}(1) - \frac{\mu}{a})(1-e^{-a})e^{-a(k-1)} \tag{12}$$

1.2.2 改进灰色预测模型^[4]

从上面的分析可知, 方程 (9) 的定解式 (11) 是由 $D^{(1)} = D^{(1)}(1)$ 的条件确定的, 其中 $D^{(1)}(1) = D^{(0)}(1)$ 是原观测序列的第一个观测值, 但在通常情况下, 这个值与我们要预测的未来值之间的关系并不十分密切, 而用 $D^{(1)}(n) = D^{(1)}(n)$ 的条件来确定方程 (9) 的定解从理论上讲应更为科学, 因为, 与 $D^{(1)}(1)$ 相比, $D^{(1)}(n)$ 中往往包含着最多关于未来序列的信息. 此时, 式 (11) 和式 (12) 相应地变为

$$D^{(1)}(k+1) = (D^{(1)}(n) - \frac{\mu}{a})e^{a(n-1)}e^{-ak} + \frac{\mu}{a} \tag{13}$$

$$D^{(0)}(k) = (D^{(1)}(n) - \frac{\mu}{a})e^{a(n-1)}(1-e^{-a})e^{-a(k-1)} \tag{14}$$

由式 (14) 作延长时间的外推, 可以得到损伤系数 D_t 与 t 的关系曲线, 该曲线与 $D = D_f$ 的交点的横坐标即为混凝土结构的可使用年限 t_e , 而结构的剩余寿命仍由式 (7) 确定.

从上述过程可以看出, 结构剩余寿命灰色预测模型是一种动态的预测模型, 它很容易接收新的信息并调整模型去适应新的情况, 具有较强的自适应能力, 同时该模型不直接采用原始序列而是采用一次累加生成后的序列去推测系统的发展变化规律, 在一定程度上消除了原始序列的随机性, 使模型在信息量较少, 数据质量不高的情况下也有较高的预测精度. 其主要缺点是, 离散化的模型要求参加分析的序列为一等时段时间序列. 因此, 该模型可适应于定期检测的结构.

1.3 神经网络预测模型^[5,9]

如前所述,结构的损伤程度与结构的使用年限存在着某种特定的关系.在一般情况下,结构使用年限愈长,其损伤系数就越大.本文将利用 BP 神经网络的高度非线性去模拟结构损伤系数与使用年限之间的关系,通过采集已有的评估样本对神经网络进行训练,得到预测模型中所需要的各种参数(权重和阈值),从而实现对结构使用寿命的估计.

在采用人工神经网络计算混凝土结构的使用年限时,因为统计信息隐藏在各层单元之间的连接权中,所以关键问题是要通过对样本的反复学习,寻找到最优权重.本节中,神经网络的输入层有 1 个单元,即损伤系数,而输出层单元为结构使用年限,中间仅设一个隐含层,其节点数通过网络训练得出.输入函数选用 Sigmoid 型,输出采用线性函数.采用动量法和学习率自适应法相结合来训练网络,网络参数的选择为:初始学习率取为 1.05,动量系数选为 0.9,最大训练次数为 8000,误差精度为 5×10^{-5} .通过训练发现隐含层含 5 个节点、训练次数为 5011 时,网络达到收敛.混凝土结构损伤系数与使用年限的训练样本值如下表 1 所示.网络输出值与样本值的对比结果见表 2.

表 1 结构损伤系数与使用年限对照表

Tab.1 List of comparisons of damage coefficients against service life of structures

损伤系数	使用年限/a	转换值	损伤系数	使用年限/a	转换值
0.10	5	0.05	0.45	28	0.28
0.15	9	0.09	0.50	30	0.30
0.20	14	0.14	0.55	31	0.31
0.30	19	0.19	0.68	38	0.38
0.35	20	0.20	0.73	48	0.48
0.40	23	0.23	0.85	56	0.56

说明:表中使用年限转换值为“实际使用年限/100”.

2 应用示例

表 3 某混凝土结构损伤程度评估表

Tab.3 Damage degree evaluation table of a concrete structure

已使用时间 t/a	5	10	15	18	20	25	27	30	32	35
损伤系数 D_t	0.10	0.14	0.17	0.22	0.26	0.34	0.40	0.45	0.50	0.60

表 4 回归拟合程度检验表

Tab.4 Test table of regression analysis fitting degree

t/a	5	10	15	18	20	25	27	30	32	35
D_t	0.10	0.14	0.17	0.22	0.26	0.34	0.40	0.45	0.50	0.60
$\hat{D}_t=0.0173t^{0.940}$	0.08	0.15	0.22	0.26	0.29	0.36	0.38	0.42	0.45	0.49
$\delta=D_t-\hat{D}_t$	0.02	-0.01	-0.05	-0.04	-0.03	-0.02	0.02	0.03	0.05	0.11

为了说明上述各种模型的具体应用,本文分别给出如下示例以供参考.

表 2 网络输出值与样本值的比较

Tab.2 Comparison of output values of network against sample value

样本值	评估值	样本值	评估值
5	4.58	28	27.00
9	10.53	30	30.30
14	13.05	31	31.22
19	18.32	38	38.08
20	20.99	48	47.96
23	22.94	56	56.00

2.1 回归预测模型的应用

某混凝土结构已使用 35a,表 3 为结构在使用期间每次检测的总体评定结果,试对该结构的剩余寿命进行估计.

解:将已知资料按本文所建议的方法进行回归分析,得

$$\hat{a}=0.940,\hat{b}=-4.058,$$

代入式(6),得
$$t_e=59a.$$

由式(7)知:

$$t_s=t_e-t_c=59a-35a=24a,$$

D_t 的中值预报方程为(见图 1):

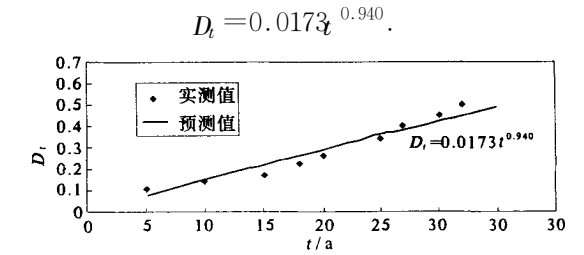


图 1 结构损伤程度与使用时间的关系

Fig.1 Relation between damage degree of structures and service life

与原始资料的拟合程度见表 4.

剩余平方和： $Q=\sum \hat{\alpha}_i^2=0.0218$;

剩余标准差： $S=\sqrt{\frac{Q}{n-2}}=0.0522$;

相关系数： $R=\sqrt{1-\frac{Q}{l_{yy}}}=0.9556$.

2.2 灰色预测模型的应用

某沿海地区一钢筋混凝土结构,要求每隔5a全面检测一次,表5为该结构检测资料的综合分析结果.已知 $t_c=20a$,试预测该结构的剩余寿命(暂假定 $D_t=0.80$).

表5 结构损伤状况评估结果

Tab.5 Evaluation results of structure damage status

使用时间 t/a	5	10	15	20
损伤系数 D_t	0.10	0.15	0.30	0.50

解:由已知资料可得结构损伤系数时间序列:

$D^{(0)}=(0.10,0.15,0.30,0.50)$,

作1-AGO,得

$D^{(1)}=(0.10,0.25,0.55,1.05)$,

由式(10)可以求得

$\hat{a}=\begin{bmatrix} a \\ \mu \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} -0.5530 \\ 0.0632 \end{bmatrix}$.

白化形式的微分方程为

$\frac{dD^{(1)}(t)}{dt}-0.5530D^{(1)}(t)=0.0632$.

由(11)式知,预测模型为

$D^{(1)}(t)=0.2143e^{0.5530t}-0.1143$,

离散形式为

$D^{(1)}(k+1)=0.2143e^{0.5530k}-0.1143$,

由式(13)知,预测模型为

$D^{(1)}(t)=0.2216e^{0.5530t}-0.1143$,

离散形式为

$D^{(1)}(k+1)=0.2216e^{0.5530k}-0.1143$.

预测模型的精度检验结果见表6与表7.

表6 基本模型的预测值及其误差

Tab.6 Basic model's prediction values and its errors

k	$D^{(0)}$	$D^{(1)}(k+1)$	$D^{(1)}(k+1)$	误差 $^{(1)}(k+1)$	$e^{(1)}/\%$	$D^{(0)}$	$e^{(1)}$	$e^{(1)}/\%$
0	0.10	0.10	0.1000	0	0.00	0.1000	0	0
1	0.15	0.25	0.2582	-0.0082	3.28	0.1582	-0.0082	5.47
2	0.30	0.55	0.5334	0.0166	3.02	0.2752	0.0248	8.27
3	0.50	1.05	1.0116	0.0384	3.66	0.4782	0.0218	4.36
平均	0.2625			0.0117			0.0096	

表7 改进模型的预测值及其误差

Tab.7 Improved model's prediction values and its errors

k	$D^{(0)}$	$D^{(1)}(k+1)$	$D^{(1)}(k+1)$	$e^{(1)}(k+1)$	$e^{(1)}/\%$	$D^{(0)}$	$e^{(1)}$	$e^{(1)}/\%$
0	0.10	0.10	0.1073	-0.0073	7.30	0.1073	-0.0073	7.30
1	0.15	0.25	0.2709	-0.0209	8.36	0.1636	-0.0136	9.07
2	0.30	0.55	0.5554	-0.0054	0.98	0.2845	0.0155	5.17
3	0.50	1.05	1.0500	0	0.00	0.4946	0.0054	1.08
平均	0.2625			-0.0084			0.0000	

由表6可知: $S_e^2=\frac{1}{4}[0^2+(-0.0082)^2+0.0248^2+0.0218^2]=0.0002894$;

$S_D^2=\frac{1}{4}[(0.10-0.2625)^2+(0.15-0.2625)^2+(0.30-0.2625)^2+(0.50-0.2625)^2]=0.02422$.

后验差比值: $C=\frac{S_e}{S_D}=0.1093$;

小误差频率: $P=P\{|e(k)-e|<0.6745S_D\}=1.0$.

根据 $P>0.95$ 和 $C<0.35$ 的标准^[3],预测精度为GOOD.预测结果为: $t=25$, $D_t=0.8315$.在 $t=20$ 和 $t=25$ 之间线性内插,得到 D_t 时的 $t_e=24.55$,所以有: $t_s=24.55a-20a=4.55a$.

由表7可知: $S_e^2=\frac{1}{4}[(-0.0073)^2+(0.0136)^2+0.0155^2+0.0054^2]=0.0001296$.

后验差比值: $C=\frac{S_e}{S_D}=0.0724$;小误差频率: $P=P\{|e(k)-e|<0.6745S_D\}=1.0$.

根据 $P>0.95$ 和 $C<0.35$ 的标准^[3],预测精度为GOOD.当精度不满足要求时,可采用残差修正模型及其它改进形式的GM模型.预测结果为: $t=25$, $D_t=0.8598$.在 $t=20$ 和 $t=25$ 之间线性内插,得到 $D_t=0.80$ 时的 $t_e=24.18$,所以有: $t_s=24.18a-20a=4.18a$.

预测结果见图2.

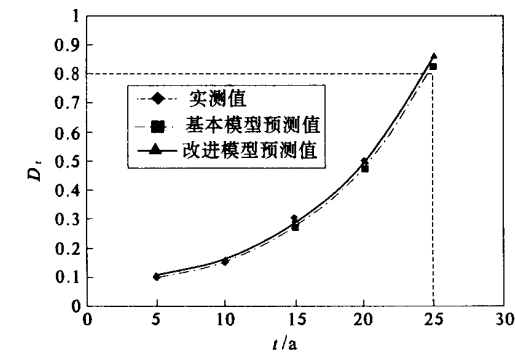


图 2 $D_t \sim t$ 关系曲线
Fig.2 versus curve

2.3 神经网络预测模型的应用

某混凝土结构已使用 34a，试用神经网络模型预测其剩余寿命（假定 $D_t=0.80$ ）。解：将 $D_t=0.80$ 输入训练好的神经网络模型得 $t_e=54.09$ ，因此有：

$$t_s=t_e-t_c=54.09a-34a=20.09a.$$

3 结束语

本文根据混凝土结构实际使用和管理中可能获得的信息，提出四种剩余寿命预测模型，由于这几种模型所立足的理论基础和基本假定不同，因此对同一结构的预测结果可能会存在一定的差异，但是我们对结构寿命预测的目的是为了确定

当前决策，至于更精确的破坏时间倒没有太大的实际意义。从这种意义上讲，这几种模型是并列的，决策者可根据自己的知识水平、所掌握的信息种类和数量等主客观条件来选用不同的模型进行预测分析和决策制定。另外，本文的模型是初步的，模型中对有些参数的取值和对一些问题的处理存在的不妥之处，将随着实践经验的积累不断地得到改进和完善，使所建模型能更好地适合混凝土结构的实际情况。

参考文献：

[1] 李清富. 港口工程结构使用性能研究 [D]. 大连: 大连理工大学, 1992. 72~82.
[2] 张家维. 灰色方法评估既有混凝土桥梁碳化损伤及预测寿命 [D]. 台湾: 国立台湾海洋大学河海工程学系, 2000.
[3] 邓聚龙. 灰色系统基本方法 [M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1988.
[4] 李云贵, 李清富, 赵国藩. 灰色 GM(1, 1) 模型的改进 [J]. 系统工程, 1992, 10(6) : 27~31.
[5] 陈 明. 神经网络模型 [M]. 大连: 大连理工大学出版社, 1995.
[6] 闻 新, 周 露. Matlab 神经网络应用设计 [M]. 北京: 北京科学出版社, 2000.

Prediction of the Remaining Life of Concrete Structures

LI Qing-fu¹, CHENG Zi-qiao², LIU Jian-min¹

(1.College of Environmental & Hydraulic Engineering ,Zhengzhou University , Zhengzhou 450002 China ; 2.Henan Construction Company Ltd . of Freeway from Xinxiang to Zhengzhou ,Zhengzhou 450000,China)

Abstract : Based on different kinds of information , four models for predicting the remaining life of concrete structures are proposed in this paper , which are regression prediction model , grey prediction model , improved grey model and neural network model . Decision — makers can choose different models in terms of subjective and objective conditions , including knowledge level as well as the quantity and kinds of information mastered , to carry through prediction analysis and decision making . In order to illustrate the application of the models , exemplifications are given according to each model at the end of the paper .

Key words : model ; regression prediction ; grey prediction ; neural network ; information