第 36 卷第 4 期
2006 年 7 月

东南大学学报(自然科学版)
JOURNAL OF SOUTHEAST UNIVERSITY (Natural Science Edition)

Vol. 36 No. 4
July 2006

时间序列在路面平整度预测中的应用

倪富健[1] 方 昱[2] 薛智敏[3]

([1] 东南大学交通学院, 南京 210096)
([2] 安徽省高速公路总公司, 合肥 230001)
([3] 福建省高速公路养护工程有限公司, 福州 350001)

摘要: 为了解决国际平整度指数 IRI 预测模型准确性不高的问题,以京沪高速公路实测 IRI 数据为基础,对 logistic 回归、多元回归、时间序列这 3 种建模方法分别进行分析. 并根据京沪高速公路平整度实测数据,建立了几个有不同数量滞后值的时间序列路面平整度预测模型,根据与实测值的比较,找出最优的时间序列路面平整度预测模型. 分析结果表明:利用传统的 logistic 回归和多元回归方法难以建立准确预测路面平整度发展趋势的模型;时间序列方法具有较高的预测精度,且其易修正性是其他预测方法所不具备的.

关键词: 时间序列; logistic 回归; 多元回归; IRI

中图分类号: U418.6+2 **文献标识码**: A **文章编号**: 1001-0505(2006)04-0634-04

Prediction of pavement roughness with time series autoregression model

Ni Fujian[1] Fang Yu[2] Xue Zhimin[3]

([1] College of Transportation, Southeast University, Nanjing 210096, China)
([2] Anhui Province Highway Corporation, Hefei 230001, China)
([3] Fujian Province Highway Corporation, Fuzhou 350001, China)

Abstract: Prediction model of international roughness index (IRI) has a disadvantage of poor precision. Based on the IRI data of Jinghu freeway, three kinds of IRI prediction methods are analyzed in the paper: logistic regression method, multi-regression method, and time series method. With the IRI of Jinghu freeway, a time series prediction model of IRI with different number lag values is established, and by the comparison with actual IRI value, the best prediction model, time series prediction model of IRI is found. The result shows that: logistic regression model and multi-regression model can not work well to predict the trend of IRI; time series model of IRI can predict the trend of IRI very well, and its easiness of correction is unique.

Key words: time series; logistic model; regression model; IRI

随着人们对行驶舒适性要求的提高,评价路面平整度状况的国际平整度指数 IRI(international roughness index)[1] 日益引起人们的关注. 而 IRI 预测模型更是路面管理系统的一个重要组成部分. 通过该预测模型可以了解路面平整度的发展趋势,安排养护计划. 但 IRI 预测模型的准确性是长期以来影响其使用效果的一个重要因素.

1 现有预测方法的缺陷

IRI 预测模型主要有 logistic 回归模型和多元线性回归模型等. 目前,普遍认为以通车时间 t 为独立变量的 logistic 回归模型,可以准确预测路面平整度 IRI 的发展趋势. 在国外也有许多路面管理系统采用 logistic 模型对 IRI 进行预测,即[2-4]

$$\mathrm{IRI} = \frac{\mathrm{IRI}_{\max} - \mathrm{IRI}_{\min}}{1 + a_0 \exp(a_t t)} + \mathrm{IRI}_{\min} \tag{1}$$

式中,IRI 为路面平整度预测值; a_0, a_1 为标定参数.

但是,即使是结构、交通、气候等因素完全相同的路段,其 IRI 随着时间的推移也表现出很大的离散性. 图 1 为京沪高速公路 10 个结构、交通、气候完全相同路段在各个测试时刻的 IRI 指标. 在各个测试时间各个路段的 IRI 值相差很大,而且并不以正

收稿日期: 2005-11-29.
作者简介: 倪富健(1968—),男,博士,教授,博士生导师,nifujian@jsmail.com.cn.

态分布的形式存在. 说明 logistic 分布模型这种以单一时间为变量的预测模型无法准确地预测路面平整度的发展趋势. 而多元回归的方法,也面临类似问题[5].

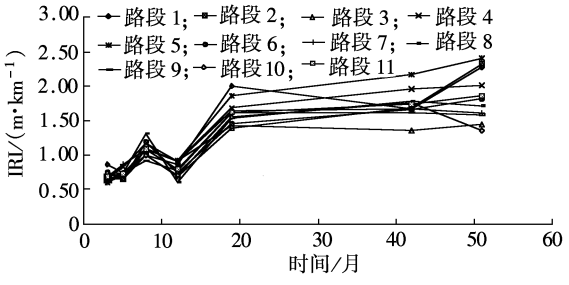

图1　京沪高速公路 10 路段在不同时间的 IRI 指标分布图

2　时间序列平整度预测模型

研究表明:温度、降水、排水设施、交通量(按车辆分类)、路面类型、养护力度,使用时间等都是影响路面平整度发展的因素,但由于我国目前数据积累有限,且有些因素的数据无法量化表示,所以很难建立全面考虑这些影响因素的预测模型. 为此,必须寻找可以表征这些影响因素作用的替代指标. 时间序列方法恰恰解决了这样一个问题,在时间序列中可以利用往年的 IRI 值作为表征各种影响因素作用的替代指标. 这是由于往年的 IRI 是各种影响因素共同作用的结果,具有一定的代表性.

时间序列[6] 就是将某一个指标在不同时刻上的数值,按照时间的先后顺序排列而成的数列. 这种数列由于受到各种因素的影响,往往表现出某种随机性,但各个元素之间存在统计上的依赖关系. 时间序列分析就是为找出这种依赖关系,根据已知数值来对未知数值进行预测而产生的一种数理统计方法. 历年检测的路面平整度 IRI 指标符合时间序列的定义. 所以,可以将历年的平整度数据看成时间序列,利用时间序列的理论进行分析和预测.

在本研究中,未知数值是需要预测的 IRI 值,已知数值为实测或根据预测模型已预测出的 IRI 值. 实测或根据预测模型而得的 IRI 值称为滞后值. 按滞后值离需预测值时间的长短,由短到长,滞后值依次分为第一滞后值,第二滞后值等. 本文所建立的自回归模型中,预测值为滞后值以及道路通车时间的函数,即未来的[7]

$$\mathrm{IRI}(t+1)=f[\mathrm{IRI}(t),\mathrm{IRI}(t-1),\cdots,T(t)] \tag{2}$$

现以京沪高速公路 IRI 实测数据为基础来说明时间序列方法的建模过程. 京沪高速公路自 2000-12 通车以来,对路面平整度进行经常性的测量,基本上以 3 个月为周期进行. 对实测数据进行初步处理取均值(见表 1).

表 1　京沪高速公路 IRI 均值随时间变化表

时间	IRI	时间	IRI	时间	IRI
2001-01	0.4	2002-07	1.46	2004-01	1.8
2001-04	0.65	2002-10	1.51	2004-04	1.73
2001-07	0.72	2003-01	1.57	2004-07	1.76
2001-10	1.01	2003-04	1.64	2004-10	1.82
2002-01	0.92	2003-07	1.63	2005-01	1.94
2002-04	1.12	2003-10	1.64	2005-04	1.86

以 2001-01 为时间原点,令之为 0. 以后每次检测时间是以 3 个月为公差的等差数列. 将表示检测时间的等差数列和实测数据输入统计软件,经过计算得到具有不同滞后值的 IRI 预测模型,即[8]

$$\mathrm{IRI}_t=0.894\,83\mathrm{IRI}_{t-1}+0.003\,2t+0.126\,9 \tag{3}$$

$$\mathrm{IRI}_t=0.713\,09\mathrm{IRI}_{t-2}+0.008\,524t+0.283\,78 \tag{4}$$

$$\mathrm{IRI}_t=0.722\,44\mathrm{IRI}_{t-1}+0.185\,63\mathrm{IRI}_{t-2}+0.002\,735t+0.138\,4 \tag{5}$$

$$\mathrm{IRI}_t=0.734\mathrm{IRI}_{t-1}+0.234\mathrm{IRI}_{t-2}-0.067\mathrm{IRI}_{t-3}+0.002\,97t+0.141\,3 \tag{6}$$

式中,IRI_t 为需要预测的路面平整度值;IRI_{t-1},IRI_{t-2},IRI_{t-3} 为需预测路面平整度的前 3,6,9 个月时的路面平整度值; t 为 IRI 预测值所对应的时间;各预测模型的 IRI 预测值与 IRI 实测值的对比如表 2 所示.

从对预测结果的分析中可以看出:各个预测模型的预测精度都较高,但其相关系数有略微差别,相关系数从高到低为:式(5)、(6)、(3)、(4). 和式(3) 相比,式(5)、(6) 预测模型相关性系数虽相差不大,但模型较为复杂. 兼顾预测模型的精度和复杂性,选择式(3) 预测模型为京沪高速公路路面平整度指标 IRI 的时间序列预测模型(见图 2).

该预测模型中仅考虑第一滞后值,也就是先于预测值 3 个月的 IRI 值对预测值的影响. 利用该公式在代入路段某一实测 IRI 和相应时间之后,就可以预测 3 个月时的 IRI 值,利用 3 个月时的 IRI 预测值又可以预测 6 个月的 IRI 值,以此类推就可以得出 IRI 的预测曲线.

表 2 IRI 预测值与实测值对比表

通车时间/月	实测值	式(3)预测值	式(4)预测值	式(5)预测值	式(6)预测值
0	0.40	0.430 07	0.546 05	0.452 48	0.450 78
3	0.65	0.494 48	0.635 18	0.503 82	0.503 39
6	0.72	0.727 80	0.620 16	0.699 46	0.698 94
9	1.01	0.800 04	0.824 01	0.804 64	0.815 08
12	0.92	1.069 14	0.899 50	1.035 35	1.036 47
15	1.12	0.998 21	1.131 86	1.032 36	1.042 43
18	1.46	1.186 78	1.093 26	1.168 35	1.157 65
21	1.51	1.500 63	1.261 45	1.459 31	1.468 96
24	1.57	1.554 98	1.529 47	1.566 75	1.580 66
27	1.64	1.618 27	1.590 70	1.627 58	1.622 50
30	1.63	1.690 51	1.659 05	1.697 50	1.693 47
33	1.64	1.691 17	1.734 54	1.711 47	1.707 39
36	1.80	1.709 72	1.752 98	1.725 05	1.716 61
39	1.73	1.862 50	1.785 69	1.850 70	1.845 99
42	1.76	1.809 46	1.925 35	1.838 03	1.840 27
45	1.82	1.845 91	1.901 01	1.854 92	1.844 10
48	1.94	1.909 21	1.947 97	1.912 04	1.908 78
51	1.86	2.026 19	2.016 33	2.018 07	2.017 80
相关系数		0.974 044	0.961 818	0.975 065	0.974 082

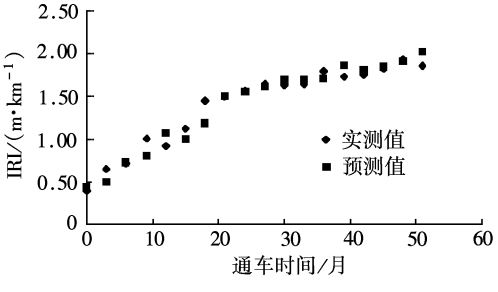

图 2 IRI 实测与预测值对比图(式(3))

从图 2 中可以看出,时间序列自回归分析生成的预测曲线为折线. 利用时间序列自回归预测路面平整度的准确性较高,其相关系数达到 0.974 044,精度满足路面管理系统应用的需要.

3 时间序列模型的易修正性

时间序列自回归模型的另一个优点是可以很方便的根据后续实测值对预测模型进行修正,以提高模型精度. 在某一道路建成以后,根据竣工验收实测的 IRI 值就可以按如前所述的递推方法绘制未来 IRI 发展的曲线. 但 IRI 预测值与未来实测值间必然存在差异. 而在时间序列模型中,可以很方便的根据实测值对预测模型进行修正,以提高预测模型精度. 而这种经常性的修正对于 logistic 和多元回归等预测模型是较难进行的. 下面举例说明自回归模型的自动修正功能. 表 3 所示为京沪公路高速某路段平整度实测数据.

表 3 京沪高速公路某路段平整度实测数据

通车时间/月	实测值
3	0.66
9	0.86
15	1.16
21	1.45
27	1.52
33	1.71
39	1.82
45	1.96
51	2.02

将通车 3 个月时的平整度值代入预测模型式(3)中,可得 *IRI* 预测值即表 4 中的“预测值 1”,实测值和预测值误差的绝对值为“误差 1”. 利用通车 15 个月时的平整度对模型进行修正,得修正后的 IRI 预测值为“预测值 2”,实测值和预测值误差的绝对值为“误差 2”. 利用通车 27 个月的平整度值对模型进行修正,得修正预测数值为“预测值 3”,误差绝对值为“误差 3”. 从表 4 可以看出,在用通车第 15 个月的实测数值对预测模型进行修正后,误差绝对值的平均值由 0.143 837 下降到 0.083 719;用通车第 21 个月的实测数值对预测模型进行修正后,其误差绝对值的平均值又由 0.083 719 下降到 0.037 454. 可以看出,通过实测值,可以很方便的对时间序列自回归预测模型进行修正,进而提高预测模型的精度.

时间序列[9]自回归预测模型的缺点在于:对未来 IRI 值的预测必须分步迭代进行. 但目前随着计算技术的发展,通过编程或 Excel 可以方便地实现迭代过程的自动化.

表 4 模型修正表

时间/月	实测值	预测值 1	误差 1	预测值 2	误差 2	预测值 3	误差 3
3	0.66	0.660 00	0				
9	0.86	0.814 91	0.045 09				
15	1.16	0.975 331	0.184 669	1.160 00	0		
21	1.45	1.140 16	0.309 84	1.288 03	0.161 97		
27	1.52	1.308 53	0.211 47	1.426 93	0.093 07	1.520 00	0
33	1.71	1.479 72	0.230 28	1.574 53	0.135 47	1.649 05	0.060 95
39	1.82	1.653 18	0.166 82	1.729 10	0.090 90	1.788 77	0.031 23
45	1.96	1.828 46	0.131 54	1.889 24	0.070 76	1.937 02	0.022 98
51	2.02	2.005 18	0.014 82	2.053 86	0.033 86	2.092 11	0.072 11
平均值			0.143 837		0.083 719		0.037 454

4　与神经网络方法的比较

目前,自适应方法除了时间序列方法外还有神经网络方法. 大量的研究表明:利用神经网络方法对路况性能进行预测也具有较高精度. 有资料表明,日本 MCI 指数和车辙神经网络预测模型的预测结果与实测值的相关系数分别达到了 0.996 和 0.990[5,10]. 与同为自适应方法的神经网络方法相比,时间序列预测方法在预测精度上相差不大,但其可以给出明确的预测模型表达式,这有利于提高模型的形象性和易推广性.

5　结　论

1)由于影响路面平整度发展的因素较多,常规数学方法建立的平整度预测模型难以准确预测路面平整度发展趋势.

2)平整度时间序列预测模型由于采用以往平整度值作为影响因素替代指标,且本身具有的易修正性的特点,所以具有较高的预测精度.

3)时间序列方法与神经网络方法的预测精度相差不大,但可以给出明确的表达式.

4)时间序列预测模型本身是一个动态工具,随着数据的积累,应该对模型进行修正.

参考文献(References)

[1] 张锋. 公路工程中的平整度评价指标[J]. 公路与汽运,2004,13(1):23-26.
Zhang Feng. The index value is used in road roughness [J]. *Highways and Automotive Applications*, 2004, **13** (1):23-26. (in Chinese)

[2] 潘玉利. 高速公路资产现代化管理技术的研究[J]. 公路交通科技,2005,4 (3):23-26.
Pan Yuli. Modern technologies for expressway asset management[J]. *Journal of Highway and Transportation Research and Development*, 2005, **4**(3):23-26. (in Chinese)

[3] Al-Mansour A. Flexible pavement distress prediction model for the city of Riyadh[J]. *Emirates Journal for Engineering Research*, 2004, **9**(1):375-387.

[4] Fabrício J M. Prediction models of cracking, roughness and raveling developed in Brazil [C]// *TRB*2003. Washington, 2003:227-301.

[5] 刘伯莹,姚祖康. 沥青路面使用性能预测[J]. 中国公路学报,1991,3(2): 34-54.
Liu Baiying, Yao Zukang. Use performance forecast of asphalt pavement on expressway[J]. *China Journal of Highway and Transport*, 1991,**3**(2): 34-54. (in Chinese)

[6] 王振龙. 时间序列分析[M]. 北京:中国统计出版社, 2000.

[7] Ahmed K, Abu-Lebdeh G. Prediction of pavement distress index with limited data on casual factors[C]// *TRB*2004. Washington, 2004:454-616.

[8] 杨振成. 自回归滑动平均模型中阶数及参数的确定[J]. 理论新探,2002,14(2):25-27.
Yang Zhengcheng. Parament and ladder used in glide average model[J]. *Statistics and Decision*, 2002, **14** (2):25-27. (in Chinese)

[9] Abu-Lebdeh G. Development of alternative pavement distress index models[R]. Michigan State University, 2002.

[10] 倪富健,屠伟新,黄卫. 基于神经网络技术的路面性能预估模型[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2003,23(3):9-13.
Ni Fujian, Tu Weixin, Huang Wei. Pavement performance forecasting model by using neural network[J]. *Journal of Southeast University*(*Natural Science Edition*),2003,**23**(3):9-13. (in Chinese)