

桥梁健康监测信息的数据驱动处理方法研究

梁宗保¹, 胡怡然¹, 张 凯²

(1. 重庆交通大学 信息科学与工程学院, 重庆 400074;
2. 重庆交通大学 交通运输学院, 重庆 400074)

摘 要:根据桥梁实地健康监测数据,分析其海量数据的特点并阐述了采用数据驱动对其进行处理的必要性和优越性。研究基于数据驱动的桥梁健康监测信息预处理方法,借鉴小波分析法和自适应控制法建立模型。经对实桥挠度数据的处理仿真结果表明,该方法可以有效地在监测信息存入数据库前将原始信息进行分类统计,寻找出异常数据和缺失数据后,将异常数据进行分离,将缺失数据进行补偿,进而提高后期数据处理效率。将处理得到的数据经高低频分离后,其瞬变信息刚好反映了结构在动荷载作用下的挠度变化情况。

关键词:数据驱动;桥梁健康监测;数据处理;海量数据

中图分类号:TP39

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2013)10-0258-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2013.10.065

Research of Data Drive Processing Method of Bridge Health Monitoring Information

LIANG Zong-bao¹, HU Yi-ran¹, ZHANG Kai²

(1. College of Information Science and Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China;
2. College of Traffic Transportation, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China)

Abstract: According to the characteristics of bridge health monitoring data, illustrate the importance of using data-driven to process the mass data. Research the method of preprocessing bridge health monitoring data based on data-driven, and build a model by reference of wavelet analysis method and adaptive control method. The analysis of experimental results shows the method can process the original information by statistical analysis to classify. It will separate the singular data and compensate the missing data, after finding out the abnormal and missing data. And further increase the later data processing efficiency. After separating the data by high & low frequency, it shows that the transient information just reflects the structure in the dynamic loads deflection changes.

Key words: data-driven; bridge health monitoring; data processing; massive data

0 引言

桥梁是我国交通大动脉的重要组成部分,作为生命线工程,其运营安全性受到了社会各界的高度重视,如何对桥梁特别是大跨度桥梁的健康监测成为当今的桥梁研究领域的一大热点。现有的桥梁健康监测技术需要通过设置在桥梁中的数据采集系统自动获取桥梁的各状态的大量参数^[1],如荷载、温度、挠度、应变等,采集到的海量原始数据通过通信网络传输到监控中心,经过数据存储,分析处理得到桥梁的健康状况评估、损伤分析、剩余寿命评估、交通控制和维修决策等

结论。

桥梁健康监测系统是集结构监测、系统识别及结构评估于一体的综合监测系统,其内容包括荷载监测、几何变位监测、结构响应监测等^[1]。评价一个桥梁监测系统的质量主要看三方面:

- (1) 传感器的灵敏性和精度以及数据传输和采集设备的性能;
- (2) 测点的空间分布,即传感器的最优布置问题;
- (3) 测试数据的分析处理。

从目前电子技术的发展来看,成熟、稳定、高性能

收稿日期:2012-12-09

修回日期:2013-03-10

网络出版时间:2013-05-09

基金项目:交通运输部、西部交通建设科技项目(20113188141480)

作者简介:梁宗保(1968-),男,副教授,研究方向为桥梁结构健康监测及安全评价;胡怡然(1987-),女,硕士研究生,研究方向为计算机应用技术。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20130509.1059.048.html>

的传感器已经被应用,而且合理安排传感器位置,以达到信息采集的最优化也已经有很多研究成果。由于监测信息格式复杂、信息量大,每天数据量很可能达到十几 GB,如果不能有效地对这些数据进行处理,很多干扰信息将不能有效剔除,缺失信息将不能有效弥补,正常信息不能得到有效利用。因此桥梁数据处理是这三方面中至关重要的一点。

针对桥梁健康监测数据的种类多、数据海量、频幅分布广等特点,国内学者研究了很多处理办法。其中研究较多的有:小波分析、数据挖掘、数据流理论等。

文献[2]研究了一种基于小波理论对桥梁安全评价中的实测信号进行多尺度(分辨率)时-频分析的原理,并实现活载效应和劣化效应信息的分离和提取。

文献[3]中采用数据挖掘的方法,对桥梁长期监测过程中的大量数据进行处理,通过对数据的分析,发掘出数据中的有用信息。

文献[4]中提出了一种在数据分析之前,数据处理要能有效地从监测数据中寻找出异常值的思路和方法。该方法对监测数据进入数据库前先行筛选,保证准确有效的数据作为数据仓库的数据来源。异常数据另行存放,以备回溯检查。

文献[5]中针对桥梁监测过程中的海量数据进行分析,提出使用数据流原理,对海量数据建模进而将数据预处理后存入数据库的方法,将异常数据进行保存,然后根据异常数据判断是否报警。

然而,目前的桥梁健康监测数据处理的方法主要是在离线数据的基础上,在实时监控上还缺乏相应的准确率和智能化。因此寻找一种更为有效的实时数据处理方法已成为相关领域的重要课题。

1 数据驱动原理

数据驱动最早起源于计算机,其基本思想是从数据出发,完全不依赖模型,通过对大量的在线和离线过程数据的处理和分析,挖掘出数据中的隐含信息,从而支持决策,实现系统的监控、诊断、决策和优化等功能。由于数据驱动无需建立受控系统的全局数学模型,特别适用于非线性强、不确定性高的过程控制。近年来,数据驱动思想被应用于各个领域,如工程控制、故障诊断、信息融合技术等^[6]。

1.1 数据驱动控制

数据驱动控制是指控制器不包含受控过程的数学模型信息,仅利用受控系统的在线和离线数据以及经过数据处理而得到的知识来设计控制器,并在一定的假设下,有收敛性、稳定性保障和鲁棒性结论的控制理论和方法,是一种直接从数据到控制器设计的无模型控制理论和方法^[7]。目前,有关无模型控制国内外已

有一些标志性的方法,例如,无模型自适应控制(Model-Free Adaptive Control, MFAC)、迭代反馈整定(Iterative Feedback Tuning, IFT)、迭代学习控制(Iterative Learning Control, ILC)等。其中 MFAC 作为一种典型的数据驱动控制算法已经在多个工业生产过程领域中取得成功应用。理论证明、仿真研究和实际应用均表明基于数据驱动的无模型自适应控制方法能够处理非线性和时变线性系统的控制问题。图 1 表示 MFAC 应用在有扰动信息的自适应控制系统。其中, $u(k)$ 和 $y(k)$ 分别表示系统的输出和输入; $w(k)$ 为有界测量扰动; $d(k)$ 为有界负载扰动。

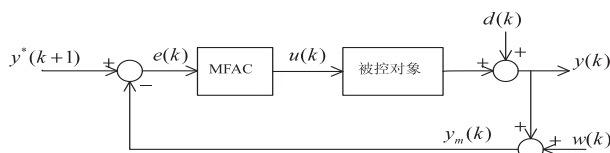


图 1 含扰动的无模型自适应控制

1.2 基于数据驱动的故障诊断

数据驱动故障诊断方法的基本思想是利用生产过程中获得的数据而建立起来的历史数据模型,通过已建立的预测模型与实际系统(过程)运行的实时数据建立的新数据模型进行比较来完成故障诊断。通用的方法是把高维特征空间的数据通过某种变换投影到低维特征空间。得到一个新的可以采用常规方法处理的特征数据集^[8-9]。在这个过程中要求最大限度地去除冗余信息,同时保留原始生产数据集的有用信息。

基于数据驱动的故障诊断方法主要以过程数据为基础,通过数据处理与分析方法,如多元统计分析、聚类分析、频谱分析和小波分析等,挖掘出数据中隐含的信息,指导操作人员对系统运行状况进行判断^[10]。

1.3 数据驱动处理的优势

总结数据驱动的各方面应用,数据驱动处理方式的的优势主要在于:

(1) 由于没有固定的模型,无需建立模型库,因此基于数据驱动的控制相对比较简单,计算速度较快,鲁棒性强。

(2) 通过对离线数据的分析和统计,可以快捷方便地找到数据发展的趋势,因此对异常数据的存在较为敏感。

(3) 不但可有效利用应用环境中各传感器接收并存储的实时信息,而且与模型驱动方法可协同作用。

在桥梁监测过程中,数据量和数据格式都是海量的,因此显然不能去了解每一个个体状态;基于数据驱动模型的方法主要是利用桥梁健康监测过程中的海量数据,根据多元统计分析理论、神经网络和小波等理论建立输出变量与其他过程可测变量之间的模型。该方法的优点是采用各个理论建立的模型具有同样的模型

结构,且建模方便,不需要深入了解其反应机理,准确性高,特别适用于高维复杂、数据海量、异常数据非线性分布的桥梁健康监测。

2 数据驱动在桥梁健康监测中的应用

2.1 建立数据驱动模型

考虑一般非线性离散时间系统为:

$$\mathbf{y}(k+1)=f(\mathbf{y}(k), \cdots, \mathbf{y}(k-n_y), \mathbf{u}(k), \cdots, \mathbf{u}(k-n_u)) \quad (1)$$

其中, $\mathbf{y}(k)$, $\mathbf{u}(k)$ 分别表示在 k 时可系统的输出和输入; n_y, n_u 分别表示系统的未知阶数; $f(\cdots)$ 为未知的非线性函数。 $\boldsymbol{\varphi}(k)$ 是系统的伪梯度向量^[1], 且使得 $\Delta \mathbf{y}(k+1)=\boldsymbol{\varphi}^T(k) \Delta \mathbf{u}(k)$, 其中 $\boldsymbol{\varphi}(k)=[\varphi_1(k) \varphi_2(k) \cdots \varphi_m(k)]^T$ 并且 $\|\boldsymbol{\varphi}(k)\|<b$, b 是正常数。

又因 $\mathbf{u}(k)=[u_1(k) u_2(k) \cdots u_m(k)]^T$ 且 $\Delta \mathbf{u}(k)=\mathbf{u}(k)-\mathbf{u}(k-1)$, 因此式(1)可以表示为:

$$\mathbf{y}(k+1)=\mathbf{y}(k)+\boldsymbol{\varphi}^T(k) \Delta \mathbf{u}(k)$$

由于 $\boldsymbol{\varphi}(k)$ 是系统的伪梯度向量, 是未知的, 因而用 $\boldsymbol{\varphi}(k)$ 的在线估计值 $\hat{\boldsymbol{\varphi}}^T(k)$ 给出控制算法的表达式:

$$\hat{\boldsymbol{\varphi}}(k)=\hat{\boldsymbol{\varphi}}(k-1)+\frac{\eta \Delta \mathbf{u}(k-1)}{\mu+\|\Delta \mathbf{u}(k-1)\|^2} \times$$

$$(\Delta \mathbf{y}(k)-\hat{\boldsymbol{\varphi}}^T(k-1) \Delta \mathbf{u}(k-1))$$

假设 $\mathbf{y}^*(k+1)$ 为输出期望值, $\mathbf{u}^*(k)$ 为输入期望值。给出系统控制模型:

$$\mathbf{u}(k)=\mathbf{u}(k-1)+\frac{\rho \hat{\boldsymbol{\varphi}}(k)}{\lambda+\|\hat{\boldsymbol{\varphi}}(k)\|^2}[\mathbf{y}^*(k+1)-$$

$$\mathbf{y}(k)], \hat{\boldsymbol{\varphi}}_i(k)=\hat{\boldsymbol{\varphi}}_i(1)$$

将该算法使用 Matlab 建立工具箱, 对实验室数据进行进一步仿真实验。实验过程中关于 μ, η, ρ, λ 四个控制参数的条件为 $u>0, \eta \in(0,1)$ 。 ρ 固定的系统 λ 越大收敛速度越慢, 而 ρ 越大系统收敛速度越快, 反之亦然。

2.2 应用过程

通过对桥梁健康监测数据特点的长期研究和经验的积累, 结合数据驱动的特点和使用方向, 提出一种应用在桥梁健康监测的基于数据驱动的海量数据处理方法。如图 2 所示, 海量数据首先根据数据格式进行分类, 每种格式先利用滤波器对扰动信号进行滤波, 再使用文中提出的数据驱动模型对数据故障进行识别: 先判断缺失数据点, 再寻找异常数据; 将正常数据和异常数据分开; 根据历史数据趋势恢复缺失数据; 文献[2, 12]中的算法对同种信号中高频信号和低频信号数据进行多尺度分析, 并更新当前数据趋势, 找出异常信息并确定异常信息所在位置后更新数据库, 完成预处理。

该数据库可供后续其他各种桥梁监测系统使用。

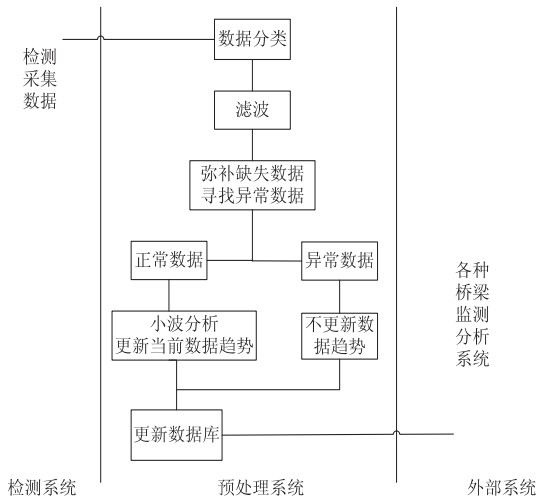


图 2 数据驱动模型结构图

3 实例应用

马桑溪长江大桥是国道主干线渝湛高速公路上桥至界石段最大的控制项目, 是从长江上游进入重庆主城区的第一座标志性建筑, 也是重庆高速公路上最宽的一座跨江大桥, 1998 年 10 月开工, 2001 年 12 月正式通车。正桥为三跨双塔双索面漂浮体混凝土斜拉桥, 其三跨跨度为: 180+360+180 m, 桥面宽 36 m, 双向六车道, 主梁为预应力钢筋混凝土分离式三角形混凝土梁, 梁中心高度 3.0 m, 梁宽 28.4 m。跨中截面两个挠度测点的监测数据见图 3。

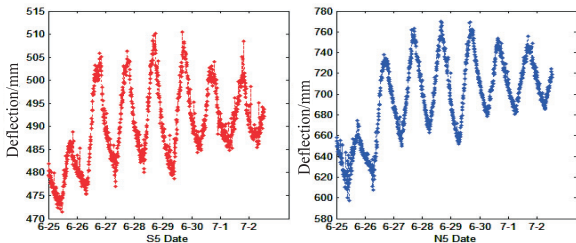


图 3 挠度测点 S5 与 N5 测点数据

为验证所提模型的有效性, 将测点 S5 的一段数据(140 个数据点)模拟为连续不变的样本数据, 并随机抽取三处数值为 470 mm, 以此模拟为该段数据的数据缺失情况, 图 4(a) 为含数据缺失的样本数据, (b) 是文中所提出的基于数据驱动模型对缺失数据进行补偿后的计算结果, 在对检测数据进行预处理的基础上, 分离异常数据, 对缺失数据进行修复。对比两图, 文中提出的算法可准确找出异常数据的所在处, 并对数据进行补偿, 从处理后的数据曲线与理想数据对比看出处理后的数据走向趋势和数值和理想数据几乎一致。

为进一步验证文中算法的准确性, 对挠度测量点 S5 数据进行修补后的高低频信息的分离情况进行分析。从图 5 所示的分离结果看, 跨中的测点的瞬变信

息大部分的值在 -15 mm 至 $+15\text{ mm}$ 之间,其波动范围与荷载测试的动挠度正好吻合;而边跨测点的情况也是这样。即分离后的瞬变信息正好反映了结构在动荷载作用下的挠度变化情况。

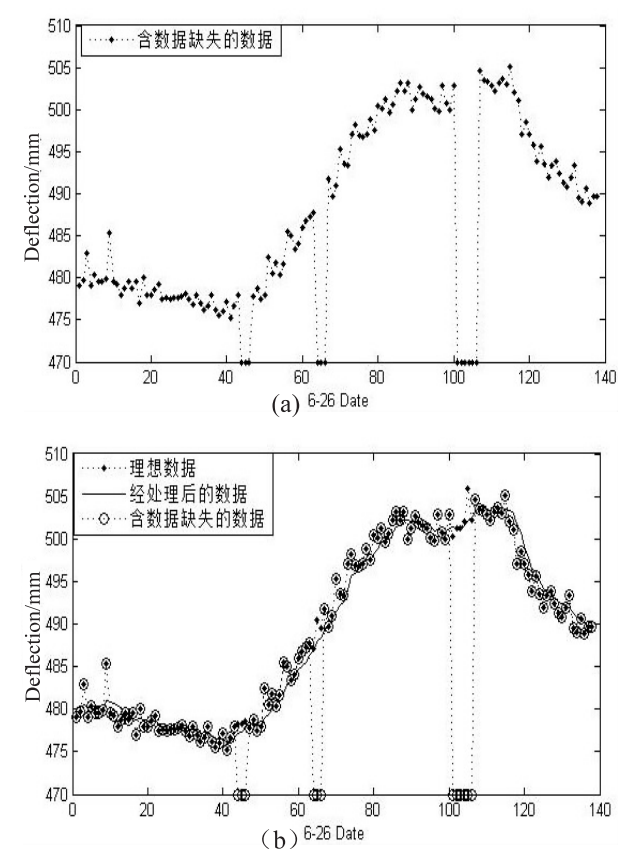


图4 模型计算结果对比曲线图

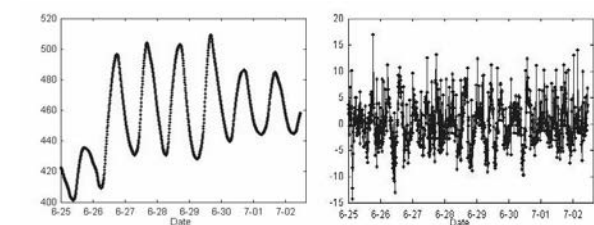


图5 挠度S5的缓变信息和瞬变信息

4 结束语

针对桥梁健康监测信息的非线性和非平稳特点,提出一种基于数据驱动的桥梁健康监测数据处理方法,建立了结构模型并进行了实桥数据验证。结果表明,该方法应用在桥梁监测中是可行的,可对桥梁监测的海量数据进行分析,识别数据缺失和异常数据并进行弥补和分离,同时获取当前数据趋势,将有效数据存入数据库。方便研究人员对桥梁安全进行评估,提高后期数据处理的效率。将数据驱动思想应用在桥梁健康监测海量数据的处理还在不断的完善和进步中,未来工作主要有以下三点。

1)无模型自适应控制与模型控制相结合,两者搭

配工作。对于目标函数和控制模型已知,或控制信息可线性化的系统,模型控制的准确度相比较更高些。在需要时相互切换,可提高系统的准确度和效率^[13]。

2)算法的优化,文中所使用的数据驱动模型算法中四个控制参数需要各自的模型进行计算,未来需要针对该参数的最优化进行进一步研究,达到提高数据驱动模型的准确度和收敛速度的目的。

3)值得一提的是,由于数据驱动依赖于所获取的数据信息,有时也会因为受到传感器故障、传输网络中断、测量偏差等不利因素而造成的数据不完全,影响信息预处理的质量。因此仅仅使用数据驱动来对海量数据进行预处理是不够的,还要结合其他如多尺度信息融合技术来对异常数据和缺失数据进行处理与补偿。

参考文献:

- [1] Inaudi D, Glisic B. Continuous monitoring of concrete bridges during construction and service as a tool for data-driven bridge health monitoring[C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Bridge Maintenance, Safety and Management - Bridge Maintenance, Safety, Management, Life - Cycle Performance and Cost. [s. l.]: [s. n.], 2006:421-422.
- [2] 郭健,顾正维,孙炳楠.基于小波分析的桥梁健康监测方法[J].工程力学,2006,23(12):129-135.
- [3] 董辉,李烈彪,刘实践,等.桥梁监测数据的数据挖掘模型[J].计算机应用,2006,26(06Z):100-101.
- [4] 杨锦园.桥梁健康监测系统数据处理分析的研究[J].微计算机信息,2008,24(1):87-89.
- [5] 王家伟,汪仁红,罗宪,等.基于数据流的桥梁健康监测海量数据处理[J].计算机系统应用,2011,20(12):158-161.
- [6] 胡友强.数据驱动的多元统计故障诊断及应用[D].重庆:重庆大学,2010.
- [7] 侯忠生.无模型自适应控制的现状与展望[J].控制理论与应用,2006,23(4):586-592.
- [8] Darema F. Grid computing and beyond; the context of dynamic data driven applications systems[J]. Proceedings of the IEEE, 2005, 93(3):692-697.
- [9] Kennedy C. Intelligent management of data driven simulations to support model building in the social sciences[C]//Proc. of ICCS 2006. Berlin:Springer-Verlag, 2006:562-569.
- [10] 李晗,萧德云.基于数据驱动的故障诊断方法综述[J].控制与决策,2006,26(1):1-9.
- [11] 侯忠生.非参数模型及其自适应控制理论[M].北京:科学出版社,1999.
- [12] 卢岷.数据驱动控制算法及其仿真平台开发[D].北京:北京交通大学,2009.
- [13] 王国新,阎艳,宁汝新,等.数据驱动与模块化控制模型相结合的生产系统快速建模方法[J].系统仿真学报,2009,24(14):4224-4230.

桥梁健康监测信息的数据驱动处理方法研究

作者:

梁宗保, 胡怡然, 张凯, [LIANG Zong-bao](#), [HU Yi-ran](#), [ZHANG Kai](#)

作者单位:

[梁宗保, 胡怡然, LIANG Zong-bao, HU Yi-ran \(重庆交通大学 信息科学与工程学院, 重庆, 400074\), 张凯, ZHANG Kai \(重庆交通大学 交通运输学院, 重庆, 400074\)](#)

刊名:

[计算机技术与发展](#)

ISTIC

英文刊名:

[Computer Technology and Development](#)

年, 卷(期):

[2013\(10\)](#)

本文链接: http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201310067.aspx