

数据融合算法在苏通大桥群桩基础 安全性评价中的应用

陈志坚¹, 薛涛¹, 冯凌云², 边磊¹

(1. 河海大学 土木工程学院, 江苏 南京 210098; 2. 江苏省苏通大桥建设指挥部, 江苏 南通 226009)

摘要: 位于潮汐河段的苏通大桥采用大直径、超长钻孔灌注群桩基础, 而且需要考虑钢护筒的共同作用。为此采用广角度监测技术, 跟踪观测钢护筒、桩身钢筋和混凝土的应力响应。但不同类型和处于不同部位的传感器, 由于工作原理、精度、安装埋设方式以及影响因素的不同, 而导致实测数据的类型和特性存在较大差异。故需采用多传感器信息融合技术, 以过滤异常测值、提取特征信息、形成融合决策。但原型观测数据包含有强烈的、来源于潮汐等环境因素产生的噪声, 从而严重干扰对数据的分析和预测。而且这类噪声使观测数据产生异常过程和异常群, 很难利用冗余信息和数据的时空对比进行检出。故需在采用数据融合理论检出并剔除粗差的基础上, 进一步采用小波阈值消噪法分层剥离单个传感器的环境噪声, 并根据不同类型传感器观测结果的可信度和重要性, 利用基于权最优分配原则的数据融合算法, 对消噪后的多个传感器实测数据进行融合。研究结果表明, 小波分层消噪技术能够有效分离不同的环境噪声, 数据融合技术能够较好地将各传感器的观测数据协调地组合起来, 形成对群桩基础应力响应和环境实况更可靠地判断。

关键词: 桩基工程; 安全评估; 信噪分离; 数据融合算法

中图分类号: TU 473

文献标识码: A

文章编号: 1000 - 6915(2009)增 1 - 3270 - 07

APPLICATION OF DATA FUSION ALGORITHM TO SAFETY EVALUATION OF PILE-GROUP FOUNDATION OF SUTONG BRIDGE

CHEN Zhijian¹, XUE Tao¹, FENG Lingyun², BIAN Lei¹

(1. College of Civil Engineering, Hohai University, Nanjing, Jiangsu 210098, China

2. Jiangsu Province Sutong Bridge Construction Commanding Department, Nantong, Jiangsu 226009, China)

Abstract: Sutong Bridge located in the tidal reach adopts the pile-group foundation with large-diameter and over-length bored piles working with the steel casing together. Therefore, extensive angle monitoring is adopted to observe the structure response of steel casing, reinforcing steel bar and concrete. Because the sensors of different types and various locations have different working principals, precisions, installing and embedding manners and influence factors, the types and characteristics of measured data have great differences. So, multi-sensor information fusion technology is used to filter abnormal values, extracting characteristic information and constitute integrative decision. However, the observed data of prototype contain the strong noises caused by environmental factors such as the tide, which seriously interferes the analysis and forecasting of data. Furthermore, this type of noise would make the measured data bring about anomalous process and anomalies group, which is difficult to be

收稿日期: 2008 - 03 - 20; **修回日期:** 2008 - 07 - 22

基金项目: 十一五国家科技支撑计划重点项目(2006BAG04B05); 国家重点基础研究发展规划(973)项目(2002CB412707)

作者简介: 陈志坚(1963 -), 男, 博士, 1984 年毕业于华东水利学院水文地质与工程地质专业, 现任教授、博士生导师, 主要从事地基基础安全与稳定性监测方面的教学与研究工作。E-mail: zhijchen@hhu.edu.cn

detected through the redundant information and spatiotemporal contrast of the measured data. On the basis of data detection according to fusion algorithm and gross errors rejection, with the help of wavelet threshold denoising method, the noises caused by a single sensor are further eliminated gradually. According to the credibility and importance for the observed results from different types of sensors, the measured data from multi-sensor after denoising are fused based on the data fusion algorithm of optimal weight distribution principle. The practice has proven that the wavelet layered denoising technology can be used to effectively separate different noises; and the observed data offered by various sensors can be combined in phase by making use of multi-sensor data fusion technology, so that the stress response of pile-group foundation of Sutong Bridge and the surrounding environment can get a more reliable judgment.

Key words: pile foundations; safety evaluation; signal-noise separation; data fusion algorithm

1 引言

苏通大桥是目前世界上已建跨径最大的斜拉桥,主跨跨径达 1 088 m,主塔墩采用了目前世界上规模最大的群桩基础^[1]。该基础由 131 根直径 ϕ 2.8 m (上段)/ ϕ 2.5 m (下段)及长度 114 m (南索塔)/117 m (北索塔)的钻孔灌注桩组成,具有“大直径、超深、桩距与桩径比小”等特点。位于深水中的桩基础,属于桩身上部裸露于江水中高桩,故基桩的中上部需设置钢护筒。为了提高水平承载力,以满足抵抗地震力和船撞力的要求,钢护筒通常被永久保留为桩基础的受力结构。因此,每根桩都是钢管桩(从受力角度而言,钢护筒就是通常意义上的钢管桩)与灌注桩的合体或混和体,钢护筒参与群桩基础的共同作用,从而导致群桩基础的传力机制更加复杂。此外,位于潮汐河段的大型群桩基础承载性能的影响因素十分复杂,许多因素尤其是潮汐作用和群桩效应的影响在工程前期还无法认识清楚。为此,基于广角度监控理念,开展了原型跟踪观测,内容包括河床冲刷、基桩轴力、桩顶轴力、桩底土压力、基桩弯曲变形、承台受力状态等,通过查清群桩效应、环境效应和力的传递途径来检验其承载性能和安全性。在 2 个索塔的群桩基础中共布置了 1 531 套传感器,类型有水压力计、混凝土应变计、钢筋计、表面应变计、固定测斜仪、土压力盒和无应力计。跟踪观测工作始于桩基础施工,并将延续到大桥运营期间。

实测结果表明,潮位、波浪、日照辐射等环境因素和偶然因素导致原型观测数据包含有强烈的噪声,而且这些环境因素的影响呈规律性变化,故导致观测数据序列呈现出异常过程。同时这些环境因素不仅仅只影响某个测点,还会导致观测系统出现

异常群,从而严重干扰桩基础承载性能分析和预测。更重要的是,异常过程和异常群往往很难利用多传感器信息融合技术进行识别和剔除。此外,不同类型的传感器,因其精度、安装埋设位置和方式的不同,而使数据及其噪声的特性存在差异。故有必要采用信噪分离技术剥离各种噪声的影响,并根据不同类型传感器观测结果的可信度和重要性,进行多传感器数据融合。

对于数据降噪,国内外许多学科领域的学者开展了大量研究。20 世纪 60 年代初, Kalman 等提出了递推式滤波算法。它是一种对动态系统进行实时数据处理的有效方法,但其迭代收敛性需建立在准确模型和初始值的基础上。为了实现对各种原始监测数据的异常干扰进行滤波处理,同时有效提高判定精度。何亮等^[2]通过采用离散 Kalman 滤波估计和小波分析相结合的方法,建立了可应用于结构健康监测的离散时间动态模型。王利等^[3]提出用 Kalman 滤波法先对原始变形监测数据进行滤波处理,而后再建立 GM 模型进行灰色预测。并用实例证实了该法的有效性。同时,许多学者在小波滤波方面做出了显著贡献。S. Mallat^[4]提出了多分辨分析的概念,使小波具有带通滤波的特性,从而可以利用小波分解与重构的方法滤波降噪。田胜利等^[5]利用小波去噪技术,对一组建筑物变形监测数据进行了去噪处理,表明该方法能够识别观测噪声和有用信息。然而实测信号往往伴随冲击信号,从而限制了单一去噪方法的适用性。石双忠和岳东杰^[6]提出一种基于小波消噪时序分析改进法。岳荣花等^[7, 8]采用把小波变换与神经网络有机结合的小波神经网络法。但小波神经网络法还存在结构优化问题,其收敛速度、鲁棒性和预测精度还有待进一步提高。刘青松等^[9]提出一种基于小波去噪和数据融合的多传感器数据重建算法,使数据处理的精度有进一步

的提高。夏新涛等^[10]以统计学的自助法和灰色系统理论的灰关联分析为基础,提出自助融合与灰检验(BFGT)方法,以解决多传感器滑坡时间序列的最佳融合及其假设检验问题。但无论是数据降噪还是数据融合,在深水群桩基础传力机制分析中的应用研究仍属空白。

2 多传感器数据融合算法

2.1 基桩轴力的多传感器监测技术与数据融合

对于高桩承台,基桩由钢护筒、钢筋和混凝土组成。为了获取基桩轴力并进一步计算承载力,需分别采用钢筋计监测钢筋轴力、混凝土应变计监测桩身混凝土应变,并根据应变协调原则计算灌注桩轴力。同时,采用表面应变计监测钢护筒的应变,进而根据钢护筒与灌注桩的共同作用计算基桩轴力。显然,实测数据的可靠性和精度直接影响群桩基础安全性的评估。

多传感器数据融合^[11]是指对来自多个传感器的数据进行多级别、多方面、多层次的处理,从而产生新的有意义的信息,而这种信息是任何单一传感器所无法获得的。多传感器数据融合把系统中各传感器所提供的观测数据协调地组合起来,形成对基桩应力响应和周围环境实况更可靠的判断。即使基桩所处的环境发生变化,部分传感器损坏时也能保持这种判断的最佳效果^[12, 13]。

多传感器数据融合的算法有很多种,目前仍无通用的方法对各种传感器数据进行融合,一般根据具体的数据特点和目标而定。考虑到不同类型传感器的品质和埋设状态存在差异,对同一断面的各传感器观测数据,采用加权平均法进行数据融合。由于权的分配对融合效果的影响十分明显,故采用权的最优分配原则进行数据融合。主要步骤是:首先对各个传感器异常值进行检出;其次对剔除异常值后的观测数据做小波阈值消噪处理,最后根据权的最优分配原则进行多源信息的数据融合。

2.2 传感器数据异常值的检出

在统计学上,凡是偏差超过统计上所允许的合理误差限的离群值,即判为异常值。然而,由于种种原因,异常值可能是群桩基础的真实响应,也可能是差错等原因引起的假异常。通常,异常值可分为征兆异常、表观异常和假异常^[14~16],其中表观异常和假异常可严重影响数据融合的正确性。必须可靠检出并进行合理修正。

显然,结构的破坏和失稳不会是突然的,也不会仅限于一个孤立的点,故可以基于“时空效应”并利用多传感器的冗余信息来检出异常并识别其属性^[14, 15]。通常,在对数据系列进行标准化处理后,运用常规的统计理论(如拉依达检验法)即可判别出异常值。异常值的剔除会导致监测数据序列不完整,可采用回归分析法补充被剔除的测值^[17]。

如上所述,数据融合理论一般适合于测值离群较大的异常值(也称粗差)的检出。但对于那些离群不大的、具有规律性的异常过程和异常群,则往往难以识别。因此,需先通过数据标准化处理剔除大异常值后,再运用小波阈值消噪法实现对离群不大的异常过程的消除,从而获取有效的观测数据。

2.3 小波阈值消噪法

设有如下观测信号:

$$s(k) = f(k) + \varepsilon e(k) \quad (k = 0, 1, \dots, n-1) \quad (1)$$

式中: $s(k)$ 为含噪信号; $f(k)$ 为有用信号,通常为低频信号或者是一些比较平稳的信号; $e(k)$ 为噪声信号,被认为是一个 1 级高斯白噪声,通常表现为高频信号; ε 为常数,且 $\varepsilon > 0$, 是噪声级。

对于一维离散信号来说,其高频部分所影响的是小波分解的第一层细节,其低频部分所影响的是小波分解的最深层和低频层。如果对一个仅由白噪声所组成的信号进行分析,则可得出这样的结论:高频系数的幅值随着分解层次的增加而迅速地衰减,且其方差也有同样的变化趋势。低频系数则出现模极大值,而且随着分解层次的增大而增大,并达到一个峰值。利用这一截然相反的特性,通过小波变换进行信噪分离。随着分解尺度的增大,信号特性越来越明显,而噪声成分却相对减弱。因而可以进行消噪处理。

小波消噪的方法很多,其中小波阈值消噪法^[18]在最小均方误差意义下可达到近似最优,并且可取得较好的视觉效果,因而得到广泛的应用。小波阈值消噪法的关键是要选择合适的小波基函数和阈值函数,这主要依赖于小波函数的正则性、对称性、消失矩阶数和支集的大小。目前往往是通过经验或不断地试验(对结果进行对比分析)来选择小波函数。实践表明,对于潮汐河段桩基础的应力应变观测数据,可采用 DB4 小波,并用软阈值函数的全局阈值对观测数据进行消噪处理。

2.4 基于权的最优分配原则的数据融合

采用加权平均法进行数据融合, 权值的分配非常关键。由于各类传感器的品质不同、安装方式和埋设状态也存在差异, 而且还受各种随机因素的干扰, 采用基于权的最优分配原则合理分配权值^[19], 可以有效提高系统的精度和可靠性。

加权平均法是求各个传感器输出数据的加权平均值。若 x_{il} 为第 i 个传感器的第 l 次观测值, 则所有传感器此次输出数据的融合结果为

$$y_l = \mathbf{W}\mathbf{X}_l = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m\} \{x_{1l}, x_{2l}, \dots, x_{ml}\}^T \quad (2)$$

式中: \mathbf{W} 为权值向量, \mathbf{X}_l 为第 l 次输出向量。

由于 x_{il} 服从正态分布 $N(\mu_i, \sigma_i^2)$, 则 $z_{il} = (x_{il} - \mu_i) / \sigma_i$ 服从标准正态分布 $N(0, 1)$, 那么多元随机向量 \mathbf{Z} 经过如下变换后就称为标准正态分布随机向量:

$$\mathbf{Z} = \mathbf{A}(\mathbf{X} - \mathbf{U}) \quad (3)$$

其中,

$$\mathbf{Z} = \{z_1, z_2, \dots, z_n\} \quad (4)$$

$$\mathbf{U} = \{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n\} \quad (5)$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma_1} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma_2} & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \frac{1}{\sigma_n} & \end{bmatrix} \quad (6)$$

由式(3)得

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{Z} + \mathbf{U} \quad (7)$$

将式(7)代入式(2)得

$$y_l = \mathbf{W}(\mathbf{A}^{-1}\mathbf{Z} + \mathbf{U}) = \mathbf{W}\mathbf{U} + \mathbf{W}\mathbf{A}^{-1}\mathbf{Z} \quad (8)$$

由多元统计理论可知 y_l 的分布密度函数 $f(y_l)$ 服从正态分布 $N\left(\sum_{i=1}^m \omega_i \mu_i, \sum_{i=1}^m \omega_i^2 \sigma_i^2\right)$, 表明经过融合后所得输出 y_l 的期望值为各个传感器期望值的加权平均, 精度为

$$\sigma_{y_l} = \sqrt{\sum_{i=1}^m \omega_i^2 \sigma_i^2} \quad (9)$$

显然, 在 $\sigma_i (i=1, 2, \dots, m)$ 一定的前提下, 精

度与权 $\omega_i (i=1, 2, \dots, m)$ 的分配密切相关。为了使精度达到最高, σ_{y_l} 的值应该达到最小。那么, 问题就归结为求条件极值的问题。通过计算可得多个传感器数据融合后达到的最高精度:

$$\sigma_{y_l} = \left(\sum_{i=1}^m \omega_i^2 \sigma_i^2 \right)^{1/2} = \left(\sum_{i=1}^m \frac{1}{\sigma_i^2} \right)^{-1/2} \quad (10)$$

假如几个传感器的精度不同, 最低精度与最高精度的均方根分别为 ω_{\min} 和 ω_{\max} , 则由式(12)可得

$$\sigma_{y_l} = \left(\frac{1}{\sigma_{\max}^2} + \frac{1}{\sigma_{\min}^2} + \sum_{i=1}^{m-2} \frac{1}{\sigma_i^2} \right)^{-1/2} \leq \left(\frac{1}{\sigma_{\max}^2} + \sum_{i=1}^{m-1} \frac{1}{\sigma_i^2} \right)^{-1/2} \quad (11)$$

式(11)表明, 采用权最优分配方法后, 精度差的传感器参与数据融合后仍有利于提高数据的精度。

3 基于数据融合的基桩轴力计算

根据代表性原则和最不利原则, 苏通大桥南索塔群桩基础共布置 34 根监测桩, 包括 10 根基桩轴力监测桩(每根桩布设 9 个监测断面)和 24 根桩顶轴力监测桩。基于广角度监测技术, 每个观测断面布设 4~10 个不同类型的传感器。选取具有代表性的上游承台中心部位基桩高程 -35 m 断面的 6 个传感器(表面应变计、钢筋计和混凝土应变计各 2 套)在 2006 年 1 月 16 日 15:00~18 日 8:00 期间的实测数据(该数据段取自 2004 年 4 月 25 日监测桩施工完成到 2008 年 1 月 18 日全桥动静载试验完成的完整数据序列)。先剔除粗差, 并对数据进行物理量单位对准, 再利用具有紧支集的正交 DB4 作为小波基函数, 对数据进行 3 层分解, 以消除随机噪声, 进而将小波分解尺度增大到 6 层, 可消除潮位变化产生的异常过程, 从而得到仅与上部荷载有关的桩基础应力数据, 如图 1~5 所示。

3.1 数据配准和粗差剔除

在多类型传感器数据融合时, 需对数据进行空间和时间上的配准, 使之具有相同的时间基准和坐标系。上述数据经过配准后, 共得到 83 组有效数据。由于观测数据中的高度异常值会影响小波消噪的效果, 所以先对观测数据进行异常值检出。针对同一断面传感器数据变化的相似性原则, 利用基于

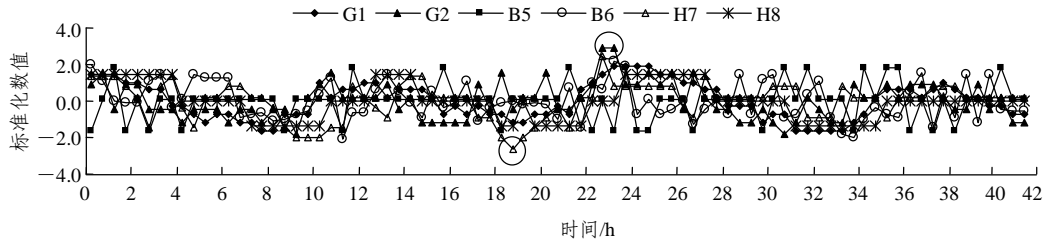


图1 数据标准化处理结果

Fig.1 Results of data standardization

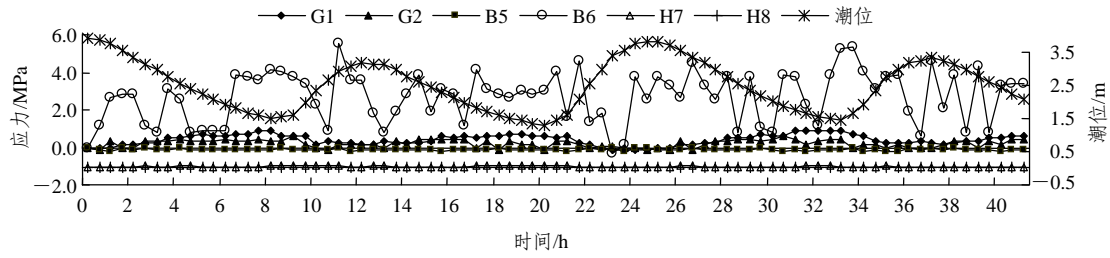


图2 应力 - 时间 - 潮位关系曲线

Fig.2 Relation curves of stress, time and tide level

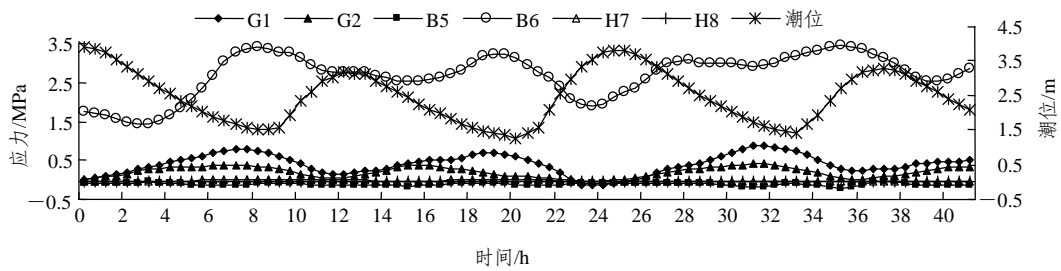


图3 消除随机噪声后的应力

Fig.3 Stress after eliminating random noises

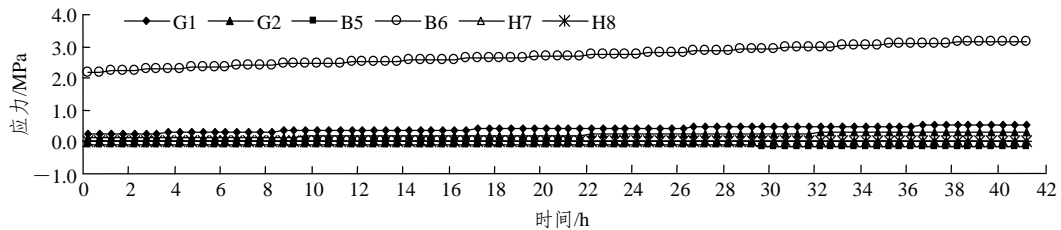


图4 消除潮位影响后的应力

Fig.4 Stress after eliminating effect of tidal level

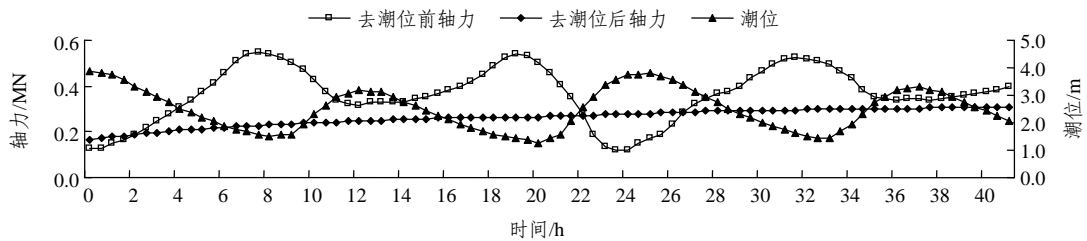


图5 根据融合数据得到的桩身轴力

Fig.5 Axial force of pile body after data fusion

数据融合理论的异常值检出方法对配准后的数据进行标准化处理, 结果见图 1(G, B 和 H 分别代表钢筋应力计、表面应变计和混凝土应变计的观测结果)。采用拉依达检验法可知, H7 和 G2 分别在 17 日 9: 30, 13: 30 和 14: 00 出现异常值。利用“时空效应”并结合上部荷载和环境因素的观测结果, 可以确认这些异常值为假异常。将其剔除后, 运用回归分析法补充被剔除的观测值。

3.2 数据关联和异常过程消除

由于传感器的类型及其观测值的性质不同, 在数据融合时必须先进行数据关联, 将数据进行物理量单位对准, 结果见图 2。

事实上, 上述数据所对应的时间段内, 南索塔的工况主要是索塔第 28 节段混凝土模板拼装, 增加的荷载很小。观测值变化的原因主要是潮位、潮汐流、波浪等环境因素的变化。由于桩基础承台的面积达 $5\ 603\ \text{m}^2$, 所以潮位变化 1 m, 其承受的荷载就相差 56.03 MN。显然, 潮位变化是观测时段内的主要原因量。

鉴于不同环境因素产生的噪声类型不同, 故需采用分层消噪法进行信噪分离, 并达到分别剥离环境噪声的目的。由于潮位涨跌呈现较好的规律性, 故首先消除潮汐流、波浪等随机因素产生的噪声。对比在不同小波基下的消噪效果, 选择具有紧支集的正交 DB4 作为小波基函数, 对数据进行 3 层(各层采用同一个阈值)分解, 结果见图 3。由图 3 的应力变化过程可以看出: 曲线比较光滑, 基本消除了随机噪声, 并表现出与潮位涨跌负相关的周期性变化。

为了进一步消除潮位的影响, 需将小波分解尺度增大到 6 层, 结果见图 4。由图 4 可见, 消噪效果良好。

3.3 多类型传感器数据融合和基桩轴力计算

在数据融合时, 需重视不同传感器观测结果的可信度和重要性的差异。分析可信度时, 需要考虑的因素有: 传感器的精度、品质、安装方式和埋设姿态。就传感器精度和品质而言, 本次采用的混凝土应变计和表面应变计优于钢筋计; 从安装方式来看, 各类传感器的优劣顺序为混凝土应变计、钢筋计、表面应变计; 但在埋设姿态的可控性方面, 钢筋计优于混凝土应变计, 表面应变计最差。综合各方面的因素, 可信度的高低依次为混凝土应变计、

钢筋计、表面应变计。当然, 各类传感器数据的可信度也综合体现在观测数据序列中。

对消除随机噪声后的有效数据(如图 3 所示)按式(10)进行基于权最优分配原则的数据融合, 由融合后的应力结果换算得到的桩身轴力见图 5。结果表明, 基桩轴力与潮位的相关性很好。根据实测的潮位资料, 这个时间段内的最大潮差为 2.61 m, 每根桩的平均桩顶轴力的变化幅度为 1.12 MN。而该断面的轴力变化幅度仅 0.55 MN。其原因是由于观测断面位于河床面以下约 23 m, 桩侧摩阻力的作用削弱了潮位对该断面轴力的影响。这也可以说明: 桩身轴力沿深度衰减很快。相关研究表明, 桩的上部轴力衰减快的原因与设置了河床冲刷防护层有关, 河床防护层不仅防止了河床冲刷, 也在一定程度上提高了群桩基础的整体性和承载性能。

同样, 对消除潮位影响后的数据(如图 4 所示)按式(10)进行融合, 换算得到的轴力见图 5。这根曲线给出了轴力与上部荷载的关系, 基本没有噪声影响。

值得说明的是, 上述方法还可应用于多根桩的同一观测断面的数据融合, 也可应用于 1 根桩的不同高程断面的数据融合。综合这些结果, 有利于更好地分析群桩基础的受力特点、群桩效应和承载力的安全储备。

4 结 论

(1) 强潮汐河段大型群桩基础应力和应变的观测数据包含有强烈的噪声, 这些噪声来源于潮位变化、潮汐流、波浪等环境因素, 会严重干扰桩基础承载力的分析和预测。由于这些环境噪声使观测数据的离群程度较低, 并使单个传感器的数据序列呈现具有规律性的异常过程、使多传感器观测系统产生异常群, 故很难采用基于鲁棒性的数据融合算法进行异常识别和噪声剥离。

(2) 为了识别环境因素产生的噪声, 同步的环境因素和施工过程监测十分必要。在此基础上, 可利用不同因素产生的噪声所具有的不同特点, 首先用具有紧支集的正交 DB4 小波基函数, 对数据进行 3 层分解, 以消除随机噪声。再将分解尺度增大到 6 层, 进一步消除规律性潮位噪声的影响。

(3) 在进行多传感器数据融合时, 应重视不同

传感器观测数据可信度和重要性的差异。在根据实测结果计算桩身轴力时,需基于权最优分配原则、通过信息融合技术协调利用多传感器的观测数据。

参考文献(References):

- [1] 游庆仲,董学武,吴寿昌. 苏通大桥基础工程的挑战与创新[J]. 中国工程科学, 2007, 9(6): 22 - 26.(YOU Qingzhong, DONG Xuewu, WU Shouchang. Challenge and innovation in Sutong Bridge foundation project[J]. Engineering Science, 2007, 9(6): 22 - 26.(in Chinese))
- [2] 何亮,敖鹏,孙炳楠. 结构健康监测信息的多尺度分析[J]. 市政技术, 2006, 24(3): 182 - 186.(HE Liang, AO Peng, SUN Bingnan. Analysis of information in multiple measures for structure health monitoring[J]. Municipal Engineering Technology, 2006, 24(3): 182 - 186.(in Chinese))
- [3] 王利,张勤,刘万林. 基于卡尔曼滤波的GM模型及其在公路边坡变形预测中的应用[J]. 工程勘察, 2007, (3): 56 - 59.(WANG Li, ZHANG Qin, LIU Wanlin. Application of Kalman filter based on GM model to road slope deformation monitoring[J]. Engineering Investigation, 2007, (3): 56 - 59.(in Chinese))
- [4] MALLAT S. Theory for multi-resolution signal decomposition: the wavelet representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7): 674 - 693.
- [5] 田胜利,周拥军,葛修润,等. 基于小波分解的建筑物变形监测数据处理[J]. 岩石力学与工程学报, 2004, 23(15): 2 639 - 2 642.(TIAN Shengli, ZHOU Yongjun, GE Xiurun, et al. Processing of monitoring data of building deformation based on wavelet transform[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2004, 23(15): 2 639 - 2 642.(in Chinese))
- [6] 石双忠,岳东杰. 基于小波消噪技术的时序分析法用于GPS监测数据处理[J]. 现代测绘, 2006, 29(4): 17 - 19.(SHI Shuangzhong, YUE Dongjie. Application of time-series analysis based on wavelet to GPS deformation monitoring data-processing[J]. Modern Surveying and Mapping, 2006, 29(4): 17 - 19.(in Chinese))
- [7] 岳荣花. 小波神经网络在沉降预测中的应用研究[硕士学位论文][D]. 南京: 河海大学, 2007.(YUE Ronghua. Application of wavelet neural network to settlement prediction[M. S. Thesis][D]. Nanjing: Hohai University, 2007.(in Chinese))
- [8] 潘国荣,谷川. 变形监测数据的小波神经网络预测方法[J]. 大地测量与地球动力学, 2007, 27(4): 47 - 50.(PAN Guorong, GU Chuan. Wavelet neural network prediction method of deformation monitoring data[J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2007, 27(4): 47 - 50. (in Chinese))
- [9] 刘青松,戈迪,钱苏翔. 小波去噪和数据融合及在线监测系统中中的应用[J]. 微计算机信息, 2006, 22(34): 117 - 119.(LIU Qingsong, GE Di, QIAN Suxiang. Application of data reconstruction algorithm to power apparatus on-line monition based on wavelet denoising and data fusion[J]. Microcomputer Information, 2006, 22(34): 117 - 119.(in Chinese))
- [10] 夏新涛,陈晓阳,张永振,等. 多传感器滑坡时间序列的自助融合及其灰假设检验[J]. 岩石力学与工程学报, 2007, 26(9): 1 904 - 1 912.(XIA Xintao, CHEN Xiaoyang, ZHANG Yongzhen, et al. Bootstrap fusion and its grey hypothesis testing for landslide time series of multi-sensor[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2007, 26(9): 1 904 - 1 912.(in Chinese))
- [11] KLEIN L A. Sensor and data fusion concepts and applications[R]. Bellingham, WA: Society of Photo-optical Instrumentation Engineers, 1999.
- [12] 刘同明,夏祖勋,解洪成. 数据融合技术及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2000.(LIU Tongming, XIA Zuxun, XIE Hongcheng. Data fusion technique and its application[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2000.(in Chinese))
- [13] 姜绍飞,王留生,殷晓志,等. 结构健康监测中的数据融合技术[J]. 沈阳建筑大学学报(自然科学版), 2005, 21(1): 18 - 22.(JIANG Shaofei, WANG Liusheng, YIN Xiaozhi, et al. Data fusion technique in structural health monitoring[J]. Journal of Shenyang Architectural and Civil Engineering Institute(Natural Science), 2005, 21(1): 18 - 22.(in Chinese))
- [14] 陈志坚,陈松,董学武,等. 岩土工程安全监测异常值属性的识别方法[J]. 水电自动化与大坝监测, 2004, 28(1): 40 - 44.(CHEN Zhijian, CHEN Song, DONG Xuewu, et al. Identification method of singular data and their attribution for safety monitoring[J]. Hydropower Automation and Dam Monitoring, 2004, 28(1): 40 - 44.(in Chinese))
- [15] 陈志坚,张雄文,李筱艳,等. 江阴大桥南岸边坡安全性综合评判模型的建立[J]. 岩石力学与工程学报, 2003, 22(12): 1 971 - 1 975. (CHEN Zhijian, ZHANG Xiongwen, LI Xiaoyan, et al. Comprehensive fuzzy evaluation model for slope safety based on external deformation observation[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2003, 22(12): 1 971 - 1 975.(in Chinese))
- [16] 陈志坚,李筱艳,孙英学,等. 基于剪切位移的层状岩质边坡稳定性预测预报模型[J]. 岩石力学与工程学报, 2003, 22(8): 1 315 - 1 319. (CHEN Zhijian, LI Xiaoyan, SUN Yingxue, et al. Forecast model for stability of layered rocky slope based on observed shear displacement[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2003, 22(8): 1 315 - 1 319.(in Chinese))
- [17] BROWN R G. Introduction to random signals and applied Kalman filtering with Matlab exercises and solutions [M]. 3rd ed. New York: John Wiley and Sons, Inc., 1996.
- [18] DONOHO D L, JOHNSTONE I M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage[J]. Biometrika, 1994, 81(3): 425 - 455.
- [19] 凌林本,李滋刚,陈超英,等. 多传感器数据融合时权的最优分配原则[J]. 中国惯性技术学报, 2003, 8(2): 36 - 39.(LING Linben, LI Zigang, CHEN Chaoying, et al. Optimal weight distribution principle used in the fusion of multi-sensor data[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2003, 8(2): 36 - 39.(in Chinese))