

文章编号:1004-4213(2010)04-0689-4

# 基于神经网络的光纤光栅应变传感器重构\*

胡顺仁, 陈伟民

(重庆大学 光电技术及系统教育部重点实验室, 重庆 400044)

**摘要:**提出一种基于径向基函数神经网络模型来重构蜕化的光纤光栅应变传感器的方法. 以结构健康监测系统中应变测量系统的光纤光栅应变传感器之间关联分析为基础, 依据径向基函数神经网络强大的函数逼近能力, 利用关联度高、运行良好的应变传感器去重构蜕化的应变传感器, 保证重构的应变传感器与蜕化传感器有较高的数据准确度. 实验结果证实了该方法在理论和实践上的精确性和可行性.

**关键词:** 光纤光栅; 应变; 重构; 神经网络; 关联分析

**中图分类号:** TP212; TP274+.2

**文献标识码:** A

**doi:** 10.3788/gzxb20103904.0689

## 0 引言

对于桥梁、电站等大型基础设施/设备进行实时状态监测与故障诊断的测量系统, 是通过传感系统取得监测对象状态信息、识别故障特征信号并报警, 从而能及时地发现结构的事先兆、预防突发性事故、延长设施/设备的使用寿命、降低其维护成本, 是目前仪器科学、土木工程等领域研究热点与重点<sup>[1-2]</sup>.

应变能够反映桥梁内部的结构损伤、应力变化以及桥梁在车辆的负荷下的变化等, 最能体现结构局部特征, 便于结构安全评价与损伤定位, 是桥梁健康监测最为重要的参量之一<sup>[3]</sup>. 在现实的桥梁结构健康监测系统工程中, 结构体上一般都要布置几十只、甚至上百只光纤光栅应变传感器, 这些传感器在长期的野外工作中, 由于环境的侵蚀, 传感器的性能逐渐蜕化, 其中系统的光源、F-P 滤波器以及耦合器等设备随着时间的增加也会出现不同程度的性能蜕化现象. 而桥梁结构健康监测系统的各种传感器一直处于实时工作状态, 从发现传感器蜕化到对传感器进行维护还存在一定的滞后时间, 而这段滞后时间内蜕化的传感器采集的数据是不准确的, 甚至会导致系统产生虚/漏报警, 所以, 实时、精确地对系统中的光纤光栅应变传感器进行重构才是解决此问题的唯一方法.

## 1 光纤光栅应变测量原理与系统

应力应变长期监测对仪器设备的要求为: 准确度高、长期稳定性好、受外界干扰小. 应变的测量, 通常采用的是电阻应变片和振弦式应变计, 但其原理上所固有的缺陷限制了它们在长期在线应变监测中的应用. 近年来, 随着光纤应变传感器的发展和推广, 越来越多的人把目光转移到这种新型的监测技术上来. 与传统的电类应变传感器相比, 光纤应变传感器具有柔韧、体积小、重量轻、耐腐蚀、抗电磁干扰、防水、容易和通讯网互联等优点, 非常适合用作结构的长期在线监测<sup>[4]</sup>.

光纤光栅应变测量系统主要由光源模块、光纤系统、FBG 传感器阵列、解调模块和信号接收与处理系统五部分组成, 如图 1.

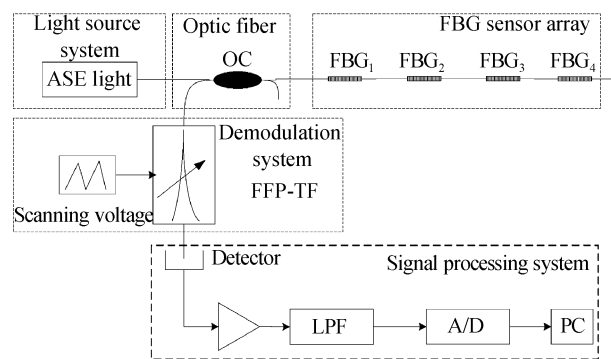


图 1 光纤光栅应变传感系统

Fig. 1 Schematic diagram of FBG strain sensor system

系统的工作原理为: 从由放大自发辐射 (Amplified Spontaneous Emission, ASE) 光源发出的宽带光, 通过 3 dB 光纤耦合器传送到各个光纤布喇格光栅 (Fiber Bragg Grating, FBG) 传感器, 每个

\* 国家高技术研究发展计划 (2006AA04Z433) 和重庆市教育委员会科学技术研究项目 (KJ080616) 资助

Tel: 023-65112164

Email: hsr71@163.com

收稿日期: 2009-06-25

修回日期: 2009-09-22

FBG 传感器将满足布喇格波长条件的各波长的光束反射回、并经过耦合器引入到可调光纤 F-P 滤波器中,通过在 F-P 腔的压电体(PZT)上施加锯齿波扫描电压(设计模拟电路产生或者通过软件生成驱动电压数字量,再经高准确度的 D/A 转换后提供)调节其腔间隔,当 F-P 的透射波峰与 FBG 的反射波峰重合时,F-P 滤波器的透射光强最大,不同的扫描电压对应的透射光的波长不同,这样,就使多个 FBG 同一时刻反射回来的不同中心波长的光脉冲信号在同一扫描周期的不同时刻通过 F-P 腔,获得整个光纤的反射光谱,并从中测得各个 FBG 传感器的反射峰波长,实现 FBG 传感器的波长解调.由可调光纤 F-P 滤波器选出的光入射 PIN 光电二极管中,被探测器转换成电压信号.由 PIN 光电二极管得到的模拟信号经过放大器电路后,送入低通滤波器,其输出信号通过 A/D 转换输入到计算机,由此实现解调出被测的应变信号.

## 2 应变传感器重构原理

桥梁结构的应变不仅仅由桥梁的内部应力作用,还受到温度、湿度等环境因素的影响<sup>[5]</sup>,所以应变数据在时域上表现为非线性特征,数据变化不可能使用某个解析函数表示.而在现有的科学研究中,对于这种非线性的数据变化最好的表示方法就是神经网络.

应变传感器重构思想就是基于对所有应变传感器测量点关联分析基础上,利用径向基函数(Radial Basis Function, RBF)神经网络强大的函数逼近能力来保证恢复数据的准确度.取待重构应变传感器蜕化时域上附近的数据(局部正常的的数据)作为训练样本;以待重构的应变传感器为输出,和它最关联的传感器为输入,进行 RBF 神经网络样本训练.最后,将蜕化时间段上关联应变传感器数据作为已训练完毕的 RBF 神经网络模型输入,对应的输出作为应变传感器重构的数据.

### 2.1 测量点关联分析

以系统论的观点看,大桥整体上是一个完整的系统,大桥上的所有测量点都是相关联的.传统上,设计者一般根据测量点物理位置来确定其相关联,这种方法存在很大的主观性和不确定性,而且对于关联的程度缺少量化,也缺少必要的理论分析.

本文给出一个关联度的定义来量化大桥测量点之间的关联程度.

定义 1:设桥梁结构健康监测系统设置有  $N$  个应变传感器测量点,取其中任意两个测量点  $X_i$  和  $X_j$ ,且  $1 < i, j < N$ ,在采样周期  $T$  时间内,每个应变

传感器测量点有  $M$  次采样数据值, $X_i$  记为  $x_i(1), \dots, x_i(M)$ ,  $X_j$  记为  $x_j(1), \dots, x_j(M)$ ,则定义二者在采样周期  $T$  时间内的关联度为  $G(X_i, X_j)$ ,即

$$G(X_i, X_j) = \frac{[\sum_{k=1}^M (x_i(k) - E_{X_i})(x_j(k) - E_{X_j})]}{[(\sum_{k=1}^M (x_i(k) - E_{X_i})^2 \sum_{k=1}^M (x_j(k) - E_{X_j})^2)^{1/2}]}$$
 (1)

式中,  $-1 \leq G(X_i, X_j) \leq 1$ ,  $E_{X_i}$  是测量点  $X_i$  的期望值,  $E_{X_j}$  是测量点  $X_j$  的期望值<sup>[6]</sup>.

根据本文关联度的定义,分子表示的是两个测量点在时间段内的协方差,其值越大表明二者在时间  $T$  内越相似,而分母是对该值的单位化,所以,关联度  $G(X_i, X_j)$  的定义可以反应出每个测量点与其他测量点相关联的程度:数值越大且为正,说明两个测量点正相关,即变化趋势越趋于一致;数值越小且为负,说明两个测量点负相关,即变化趋势越趋于相反.

### 2.2 RBF 神经网络函数逼近能力

RBF 神经网络是 McKXly 和 Darken 于 20 世纪 80 年代末提出的一种具有单隐层的三层前馈网络. RBF 神经网络模拟人脑中局部调整、相互覆盖接收域的神经网络结构,是一种局部逼近网络,其网络结构和学习算法与分层前馈(Back Propagation, BP)神经网络(全局逼近网络)有着很大的差别,在一定程度上克服 BP 网络易陷入局部极小的缺点.

RBF 方法是用来对一组多维空间中的数据点进行插值,插值的目的是寻找一个函数  $f$  将每个矢量  $X$  映射到相应的目标值  $Y$ <sup>[7]</sup>.假设给定任意一个连续函数  $F: R^+ \rightarrow R$ ,并且令所有样本组成的点集  $\{X_j \in R^+, j=1, \dots, P\}$  在  $R^+$  中的有界开区域  $D$  中稠密,则存在如式(2)的函数序列

$$t_p(x) = \sum_{j=1}^p \lambda_j^p \varphi(\|x - x_j\|) + \lambda_0$$
 (2)

使得

$$|t_p(x) - F(x)| \rightarrow 0$$

因此, RBF 具有强大的函数逼近能力和泛化能力(推广能力),其学习等价于在多维空间中寻找训练数据的最佳平台,相对于 BP 网络是典型的全局逼近网络而言, RBF 网络是一种局部逼近网络,即对于输入空间的某一个局部区域只存在少数的神经元用于决定网络的输出.所以,与 BP 网络相比规模通常较大,学习速度较快,函数逼近能力较优.

RBF 神经网络学习过程分为两阶段:1)学习是得到输入层与隐层之间的径向基函数;2)学习隐含层与输出层之间的线性权值.第一阶段训练是一个聚类的过程,方法有很多.第二阶段决定线性权值,它是按照标准的最小平方准则得到的<sup>[10]</sup>.

### 3 实验仿真与结果分析

本文以重庆菜园坝长江大桥结构健康监测系统为例,应变监测共 48 个测点,包含桥墩、Y 构的静态应变,以及主拱、桁梁等的动态应变,应变的测点分布如图 2.

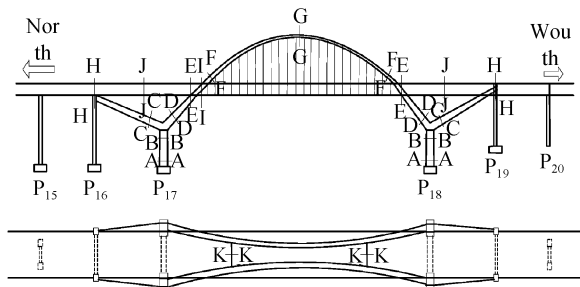


图 2 应变测点的布置断面图  
Fig. 2 Graph of the strin checking points

从数据库中提取了大约 8650 条记录,这些数据经过分析是正确的.数据越多,关联分析结果越可靠.为了便于研究,本文从其中北岸 P16(如图 2)截面的 8 个测量点中选择上游其中一个应变传感器(应变 1)作为研究对象,根据式(1),计算出应变 1 和其他 47 个应变测量点之间的关联度,其中最大的两个数值为 0.967 6 和 0.920 8(对应的应变传感器

命名为应变 2 和应变 3),该值说明了应变 1 传感器和应变 2、应变 3 传感器之间紧密正相关,变换趋势基本一致(图 3).

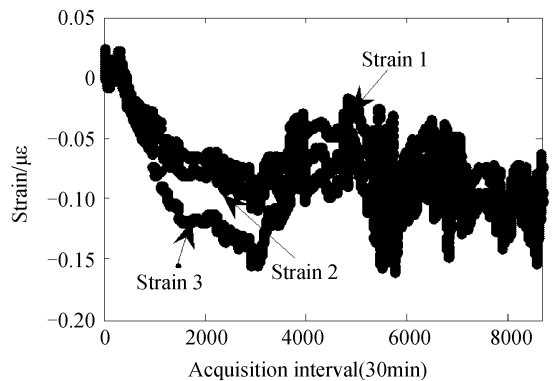
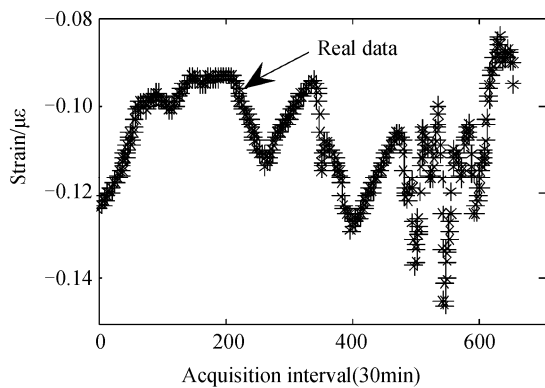
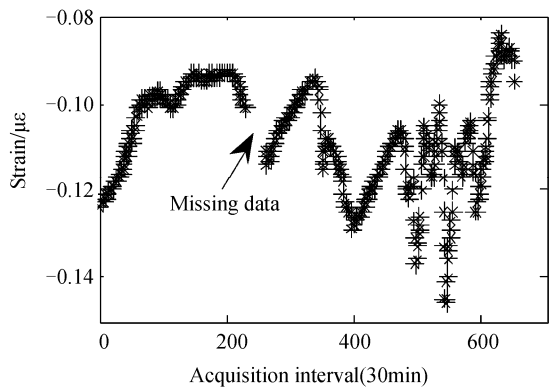


图 3 应变 1、应变 2 和应变 3 传感器的数据变化曲线  
Fig. 3 The data trend of the strain sensor No. 1, No. 2 and No. 3

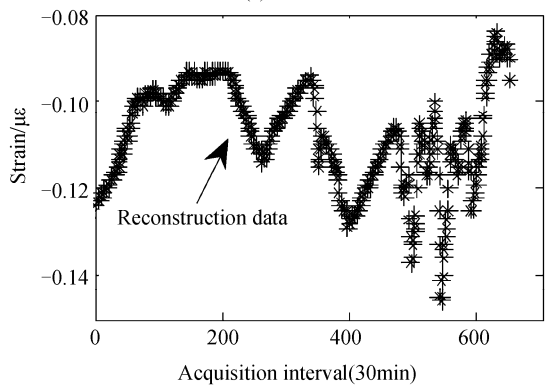
为验证 RBF 方法重构蜕化传感器的可行性,本文任意选取应变 1 传感器的一段数据(650 个)(图 4 (a)),并从中删除 30 个数据(图 4 (b)),将应变 2 传感器数据作为输入,应变 1 传感器数据作为输出,建立单输入单输出的 RBF 神经网络模型(以剩余 620 个数据作为训练样本,按照前述学习方法来调整权值).



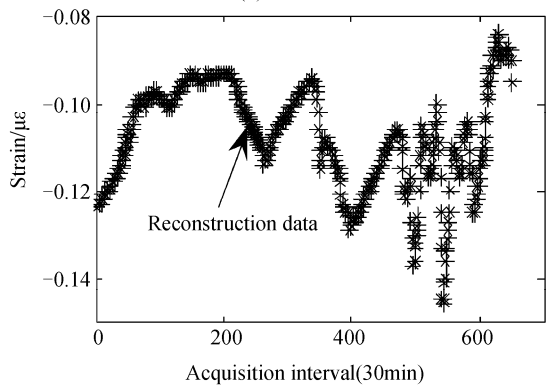
(a) Real data



(b) Delete 30 data



(c) Restoring data using RBFNN



(d) Conventional method

图 4 RBF 神经网络方法重构过程  
Fig. 4 Reconstruction process of RBF neural networks

按照已经建立的 RBF 神经网络模型,将对应应变 2 传感器的 30 个数据作为神经模型的输入,得到应变 1 传感器重构的数据(图 4(c)),与应变 1 传感器的原始真实的数据计算均方差,其值为  $1.3985 \times 10^{-12}$ 。同样,以应变 2 和应变 3 传感器作为输入建立多输入单输出的 RBF 神经网络模型,得到应变 1 传感器重构的数据与原始数据均方差值为  $0.0023752$ ,重构数据的效果相比单输入差些。而传统采用线性回归法重构传感器(图 4(d))与应变 1 传感器的原始数据计算的均方差值为  $1.8731 \times 10^{-6}$ ,说明了使用合适的 RBF 神经网络模型(如单输入单输出)在重构数据方面比传统法有更好的数据准确度。

## 4 结论

本文在基于桥梁应变传感器关联分析的基础上,使用正常工作的传感器去重构关联的蜕化传感器,建立一个单输入(也可以多输入)单输出的神经网络模型,并利用 RBF 神经网络强大函数逼近特性来满足重构光纤光栅应变传感器对准确度的要求,在理论和实践上都是可行的,保证了桥梁结构监测系统中应变数据的完整性和正确性。

### 参考文献

[1] OU Jin-ping. Research and practice of smart sensor networks

and health monitoring systems for civil infrastructures in mainland china[J]. *Bulletin of National Science Foundation of China*, 2005(1):8-12.

欧进萍. 重大工程结构智能传感网络与健康监测系统的应用[J]. 中国科学基金, 2005(1):8-12.

[2] AKTAN E, CHASE S, INMAN D, *et al.* Monitoring and Managing the Health of Infrastructure Systems[C]. Proc of the 2001 SPIE Conference on Health Monitoring of Highway Transportation Infrastructure, 2001, **4337**:6-8.

[3] ZHANG Qi-wei, ZHOU Yan. Applicability of bridge health monitoring technology[J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2006, **19**(6):54-58.

张启伟, 周艳. 桥梁健康监测技术的适用性[J]. 中国公路学报, 2006, **19**(6):54-58.

[4] ZHU Yong, ZHANG Jie, CHEN Wei-min, *et al.* Study on the method of improving EFPI's signal quality[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2004, **33**(5):544-548.

朱永, 张洁, 陈伟民. 提高光纤 F-P 应变传感器输出信号质量的方法研究[J]. 光子学报, 2004, **33**(5):544-548.

[5] HUANG Shang-lian, CHEN Wei-min, RAO Yun-jiang, *et al.* Fiber optic strain sensors and their applications in structural health monitoring[J]. *Measurement & Control Technology*, 2004(5):1-8.

黄尚廉, 陈伟民, 饶云江, 等. 光纤应变传感器及其在结构健康监测中的应用[J]. 测控技术, 2004(5):1-8.

[6] HAND D, MANNILA H, SMYTH P. Principles of data mining [M]. Francisco: MIT Press, 2003:211-267.

[7] HAYKIN S. Neural networks: a comprehensive foundation [M]. 2nd ed. Beijing: China Machine Press, 2004:256-316.

## Reconstruction of Fiber Bragg Grating Strain Sensor Based on Neural Networks

HU Shun-ren, CHEN Wei-min

(Key Laboratory of Optoelectronic Technology and System, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

**Abstract:** A novel reconstruction method based on RBF neural networks is proposed for restoring the degeneration Fiber Bragg Grating(FBG) strain sensor. According the correlation analysis of bridge's FBG strain monitoring sites and none-linear approximation of RBF neural networks, the degeneration FBG strain is reconstructed by the regular and the most correlative strain sensor, which assures more accurate and accords with practice. Simulation results verify the effectiveness of the designed method and theoretical discussions.

**Key words:** Fiber Bragg Grating(FBG); Strain; Reconstruction; Neural networks; Correlation analysis



**HU Shun-ren** was born in 1971. He is a professor with the Ph. D. degree, and his current research interests focus on application of optoelectronic technology and signal processing, etc.