

面向结构损伤信号的多传感器感知融合方法

季 赛^{1,3} 潘锦基¹ 孙亚杰^{2,3}

(1. 南京信息工程大学江苏省网络监控工程中心, 南京, 210044; 2. 南京信息工程大学信息与控制学院, 南京, 210044; 3. 南京航空航天大学机械结构力学及控制国家重点实验室, 南京, 210016)

摘要: 针对结构监测中的结构损伤信号的处理, 提出一种基于压缩感知的数据融合方法, 实现压缩采样后的稀疏信号的融合和重构。对航空铝板的损伤信号采用高斯随机矩阵将高维信号序列投影到低维空间, 获得稀疏采样的线性测量值, 实现信号的压缩采样; 再对多传感器的线性测量值进行数据融合; 最后通过重构算法来实现信号的重构。实验表明, 与现有的方法相比, 感知融合的方法具有更好的融合性能和抗噪性, 能获得更高的数据压缩效果, 节省了网络的带宽和能量, 更适合于结构损伤信号的处理。

关键词: 无线传感器网络; 结构健康监测; 损伤识别; 压缩感知; 稀疏表示; 数据融合

中图分类号: TP393; TP806 **文献标志码:** A

Multi-Sensor Data Fusion Based on Compressed Sensing for Wireless Structural Damage Signal

Ji Sai^{1,3}, Pan Jinji¹, Sun Yajie^{2,3}

(1. Jiangsu Engineering Center of Network Monitoring, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing, 210044, China; 2. School of Information and Control, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing, 210044, China; 3. State Key Laboratory of Mechanics and Control of Mechanical Structures, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, 210016, China)

Abstract: To meet the needs of data compression and data fusion in structural health monitoring (SHM) based on wireless sensor networks (WSNs), a novel method of multi-sensor data fusion based on compressed sensing (CS) is proposed for wireless structural damage signal to realize data fusion and reconstruction for sparse signals. The damage signals of aviation aluminum plate are measured and projected on to the linear measurement data through inner products with random Gaussian matrix. Measurement data are fused by the Bayesian algorithm. Finally, the damage signals can be reconstructed by the CS method. The experiment results show that compared with the existing method, the proposed method can save the network bandwidth as well as energy, thanks to its good data fusion performance, anti-noise property and better data compression effect.

Key words: wireless sensor networks (WSNs); structural health monitoring (SHM); damage identification; compressed sensing (CS); sparse representation; data fusion

引 言

随着无线传感器网络在结构健康监测 (Structural health monitoring, SHM) 领域^[1]的应用越来越深入, 近年来面向结构监测的无线传感器网络的数据压缩和数据融合技术成为研究热点。结构监测中大量布置的传感器节点, 通过较高的采样率进行数据采集和实时监测, 为了平衡网络的能量、降低数据存储和传输的代价, 需要对原始数据进行压缩和融合。传统的压缩方法往往先采集到完整的原始数据, 然后在传感器节点对数据进行压缩处理^[2,3]。近几年, 一种新的数据压缩算法压缩感知 (Compressive sensor, CS) 被提出来用于直接采集压缩格式的数据^[4,5], 该方法最初是用于图像处理等方面, 随着该理论的不断深入研究, 目前该理论已被应用于无线传感器网络^[6]、医学成像、雷达^[7]、遥感^[8]、语音识别^[9]以及数字相机等领域。在结构健康监测领域, 文献[10-13]从不同的技术方法上验证了压缩感知理论在结构监测领域的可行性。国内外学者^[14-16]尝试着将压缩感知技术应用到实际的结构监测领域, 并取得了良好的效果。以往结构监测领域的压缩感知研究大多针对数据的压缩, 很少能将感知压缩和数据融合相结合进行深入研究。本文将在压缩采样理论的基础上, 提出一种基于压缩感知的多传感器数据融合方法, 简称感知融合, 实现结构监测中多传感器数据在压缩之后的数据融合。最后通过航空防锈铝板 LF-21M 上的损伤信号的数据融合实验, 验证了本方法的可行性。

1 面向结构监测的压缩感知理论

压缩感知的核心思想是将压缩与采样合并进行, 首先采集信号的非自适应线性投影, 然后根据相应重构算法由测量值重构原始信号。其特点在于信号的投影测量数据量远远小于传统采样方法所获的数据量, 它突破了 Naquist 采样定理的瓶颈, 且压缩采样与采样频率无关只和信号稀疏性有关。在无线传感的结构健康监测中, 采用压缩感知的本质是对变换域 Ψ 上是 K 稀疏的信号, 用一个与变换基 ($N \times N$ 维) 不相关的测量矩阵 ($M \times N, M \ll N$) 将原始高维序列 ($N \times 1$) 投影到一个低维空间 (M 维) 上, 获得 $M \times 1$ 维的投影测量值, 从而实现信号压缩; 最后再从 $M \times 1$ 维的投影测量向量重构原始信号并用于结构健康监测。

定义 1 设 N 维 SHM 采样信号 $x(n) \in \mathbf{R}^N$, 在正交稀疏域 Ψ 上是 K 稀疏的, 即 $x = \Psi\alpha$ 且 $\|\alpha\|_0 \leq K$ 。设某一个测量矩阵 $\Phi \in \mathbf{R}^{M \times N}$ ($M \ll N$), 信号 x 在该测量矩阵上的线性投影 $y \in \mathbf{R}^M$ 定义为

$$y = \Phi x = \Phi \Psi \alpha = \Theta \alpha \quad (1)$$

式中 $\Theta = \Phi \Psi$ 为 $M \times N$ 的传感矩阵。压缩感知的最终目的是重构原始信号 x , 但由于结构健康监测中的采样信号 x 自身不是稀疏的, 从 y 重构原信号 x 的问题无法直接求解。这样就由原来的在测量矩阵 Φ 下从 y 重构原信号 x 的问题转换成在 Θ 矩阵下从 y 重构稀疏系数 α 的问题。

根据 Candes 等人的研究, 当 $M \geq O(K \times \ln(N))$ 且测量矩阵 Θ 满足 RIP 约束等距性条件^[17]时, 稀疏系数 α 可通过测量值 y 求解。范数的问题得到 α 的精确重构^[18]

$$\hat{\alpha} = \operatorname{argmin} \|\alpha\|_0 \quad \text{s. t.} \quad \Theta \alpha = y \quad (2)$$

最终对 $\hat{\alpha}$ 在正交变换基 Ψ 重构可获得原始信号 x 的精确解 $\hat{x} = \Psi \hat{\alpha}$ 。

图 1 是一个典型的结构监测损伤信号的感知压缩流程, 此处的结构损伤信号是含损伤的响应信号与不含损伤的健康信号的差值, 为便于描述, 后面都简称为差信号。图 1(a) 中结构损伤的差信号 $x(n) \in \mathbf{R}^N, N = 1\,024$, 经过高斯随机矩阵 Φ 的线性投影后得到如图 1(b) 所示的低维度线性测量值 $y \in \mathbf{R}^M, M = 250$, 实现了数据的压缩。线性测量信号在网络中进行传输, 在基站节点通过正交匹配追踪 (Orthogonal matching pursuit, OMP) 重构算法实现损伤差信号的重构, 如图 1(c) 和图 1(d) 所示。图 1(c) 中获得的重构误差为 $\xi = 0.3077$, 但从重构的波形可以看出, 重构信号清晰地提取了用于识别结构损伤的 5 波峰的 Lamb 波形 (图中虚线圆所示), 而这种 5 波峰的 Lamb 波形恰恰是结构损伤识别中最关

键的数据。这也反应了压缩感知的一个重要特性,即压缩感知具有对原始信号有效去噪的功能,且能保持良好的重构效果。

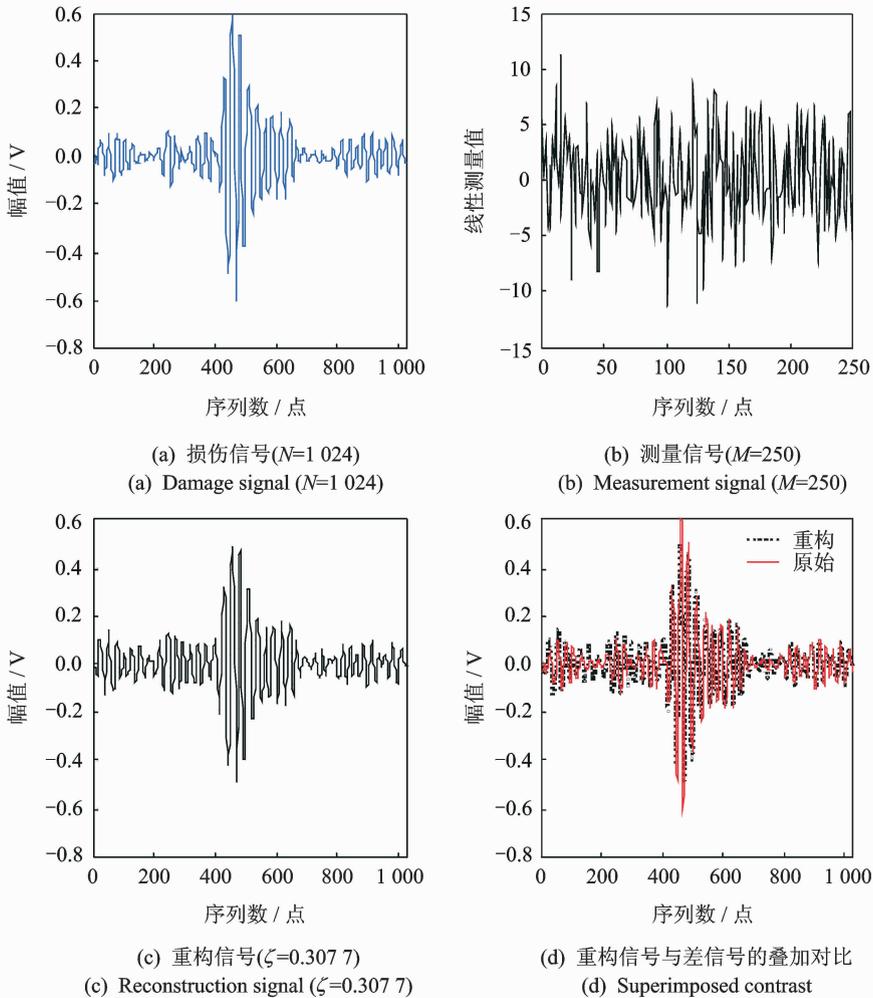


图1 结构损伤信号的感知压缩流程

Fig. 1 The compressive sensing process for structural damage signal

2 面向结构监测的感知融合方法

在结构健康监测中,结构损伤的识别往往是多传感器之间协同工作实现损伤的识别与定位。为提高损伤识别精度、减少数据的传输量,常采用多传感器数据融合的方法来满足其应用需求。传统的数据融合,其主要思想是按照任务的要求将来自多个传感器节点的数据信息进行多个级别、多个层次的信息汇聚和特定信息提取处理。按照信息抽象程度来划分为3个融合层次结构^[19]:即数据级、特征级和决策级。

2.1 多传感器感知融合方案

多传感器信息的直接融合不适用于基于无线传感器网络的结构健康监测领域。结构健康监测尤其是主动结构监测的应用中,无线传感器节点往往是高频采样,数据传输量非常大,传统的直接融合方法

会导致网络中的数据传输量过大而影响整个网络的能耗,进而影响监测系统的服役寿命。

本文提出的感知融合的方法则能弥补这一缺陷,其主要思想是:通过测量矩阵将多个传感器节点的原始采集数据进行线性投影,实现采集数据从高维序列到低维度线性测量信号的压缩转变,然后对多个传感器的线性测量信号实现数据级的信息融合,最后再重构原始采集数据。其主要流程如图 2 所示,图中 3 个传感器获得的结构损伤差信号分成两种方案进行数据融合:一种方案为传统方法的直接融合,即将传感器获取的采集信号直接进行数据融合;另外一种方案是本文提出的基于压缩感知的数据融合,即对 3 个传感器节点采集的信号通过感知压缩后,对获得的 3 个线性测量信号进行融合并重构,其本质是对稀疏样本的融合后重构;最后对比两种方案的融合方法的效果,以验证本文所提方法的有效性。

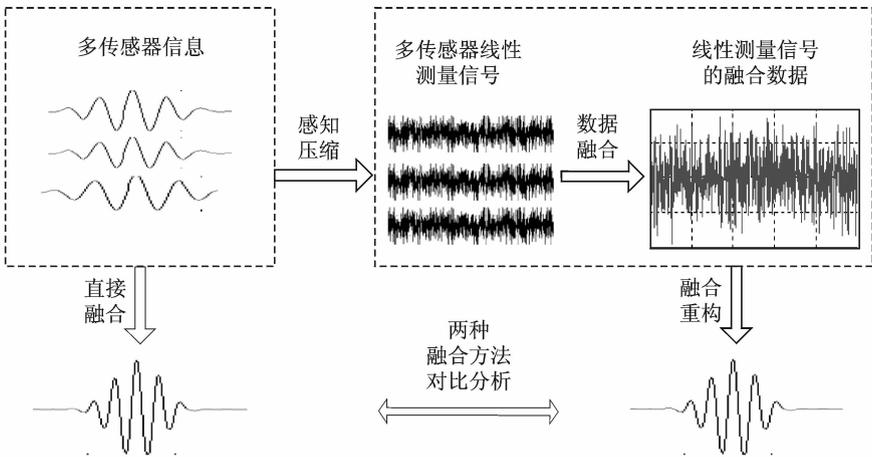


图 2 基于压缩感知的多传感器数据融合的方案

Fig. 2 Multi-sensor data fusion scheme based on compressive sensing

由于本文针对是数据级的感知融合,其融合算法包括固定权值法、自适应加权法、分批估计法、贝叶斯估计法和极大似然估计法等。其中贝叶斯估计法是一种典型的数据级融合算法,它是一种有效地利用样本数据,在正确估计出相关参数的基础上,建立相应数据模型实现数据融合的方法。本文将研究结构损伤信号的多传感器贝叶斯融合的原理,并对上述贝叶斯算法、固定权值法等算法分别进行实验,对比分析传统融合方法和感知融合方法在不同融合算法下的性能。

2.2 贝叶斯估计的数据融合方法

贝叶斯理论是英国学者 Thomas Bayes 于 1763 年发表的,随后发展成为一种系统的统计推理方法。假设 N 个传感器的动态系统,传感器方差分别为 $\sigma_i^2, i=1, 2, \dots, N$, 各个节点的测量值为 $X_i (i=1, 2, \dots, N)$ 服从 Gauss 分布。设 $x_i (i=1, 2, \dots, N)$ 为 N 个节点在同一时刻的一次测量值, x 为 N 个测量值的融合值,用贝叶斯方法估计为

$$p(x | x_1, x_2, \dots, x_N) = \frac{p(x; x_1, x_2, \dots, x_N)}{p(x_1, x_2, \dots, x_N)} \quad (3)$$

若参数 x 服从 $N(x_0, \sigma_0^2)$ 分布,且 x_i 服从 $N(x, \sigma_i^2)$, 设一个与 x 无关的常数 $\alpha = 1/p(x_1, x_2, \dots, x_N)$, 则参数 x 的贝叶斯估计可表示为

$$p(x | x_1, x_2, \dots, x_N) = \alpha \prod_{i=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i - x}{\sigma_i}\right)^2\right\} \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_0}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \left(\frac{x - x_0}{\sigma_0}\right)^2\right\} = \alpha \cdot \exp\left\{-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \left(\frac{x_i - x}{\sigma_i}\right)^2 - \frac{1}{2} \left(\frac{x - x_0}{\sigma_0}\right)^2\right\} \quad (4)$$

式(4)中的指数部分是关于 x 的二次函数,因此 $p(x|x_1, x_2, \dots, x_N)$ 仍为正态分布,假设服从 $N(\tilde{x}, \tilde{\sigma}^2)$ 的分布,即 $p(x|x_1, x_2, \dots, x_N)$ 可表示为

$$p(x|x_1, x_2, \dots, x_N) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\tilde{\sigma}}} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\tilde{x}}{\tilde{\sigma}}\right)^2\right\} \quad (5)$$

比较式(4)和式(5)中的参数可得到

$$\tilde{x} = \left(\sum_{i=1}^N \frac{x_i}{\sigma_i^2} + \frac{x_0}{\sigma_0^2}\right) \left(\sum_{i=1}^N \frac{1}{\sigma_i^2} + \frac{1}{\sigma_0^2}\right)^{-1} \quad (6)$$

因此 x 的贝叶斯估计 \hat{x} 是 N 个测量值的最优融合。

$$\hat{x} = \int_{-\infty}^{\infty} x \frac{1}{\sqrt{2\pi\tilde{\sigma}}} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\tilde{x}}{\tilde{\sigma}}\right)^2\right\} dx = \tilde{x} = \left(\sum_{i=1}^N \frac{x_i}{\sigma_i^2} + \frac{x_0}{\sigma_0^2}\right) \left(\sum_{i=1}^N \frac{1}{\sigma_i^2} + \frac{1}{\sigma_0^2}\right)^{-1} \quad (7)$$

以上是贝叶斯数据融合的过程,此外对于 N 个多传感器的贝叶斯估计的数据融合还可以采用文献[20]介绍的矩阵估计法来提高贝叶斯数据融合的计算量。其主要思想是:通过计算多传感器数据 x_i ($i=1, 2, \dots, N$) 的置信距离矩阵和关系矩阵来获得最佳融合集 x_l ($i=1, 2, \dots, l$ ($l \leq N$)), 对最佳融合集实现贝叶斯的参数估计。

3 实验验证

为了得到本实验的有效和真实数据,本节采用实验室自主研发的高速无线压电传感节点,搭建了基于高速无线压电传感节点的主动结构健康监测验证实验系统。该监测结构为粘贴了压电片的 LF-21M 航空防锈铝板,采用压电陶瓷传感器作为结构激励和传感元件。粘贴压电片的铝板结构示意图如图 3 所示,LF-21M 防锈铝板的基本尺寸为 $1\ 200\ \text{mm} \times 2\ 000\ \text{mm} \times 1.5\ \text{mm}$, 8 个压电片的直径为 $\Phi 8\ \text{mm}$, 厚度为 $0.2\ \text{mm}$, 相邻两个压电片的中心间距为 $d=12\ \text{mm}$, 8 个压电片的标号从下而上依次为 $0 \sim 7$ 号。以压电阵列中心位置为原点,所在直线为横轴,压电元件标号由小到大的方向为正方向,建立坐标系。

实验中采用钻孔真实损伤的形式,图 4 中标记 $\Phi 8\ \text{mm}$ 的圆为钻孔位置,孔洞的中心坐标为: $(105^\circ, 210\ \text{mm})$ 。该实验系统的损伤识别和定位可以采用基于 Lamb 波的相控阵方法^[21]去实现。本文此处只是为了获取结构健康监测原始、真实的传感器响应数据用于验证感知融合方法。实验中采用的高速无线压电传感节点具备主动激励功能,能够用于主动结构激励,激励信号频率最高可达 $100\ \text{kHz}$; 满足主动健康监测技术所要求的高速数据的本地采集与存储具有不低于 $1\ \text{MHz}$ 的采样率; 实验数据采集过程中,采集点数 N 为 $1\ 024$ 个。驱动器所激励的监测信号为窄带调制正弦信号,采用 5 波峰的 Lamb 波,其中心频率为 $40\ \text{kHz}$, 最大幅值为 $\pm 5\ \text{V}$ 。激励信号 Lamb 波的时域图如图 5 所示。

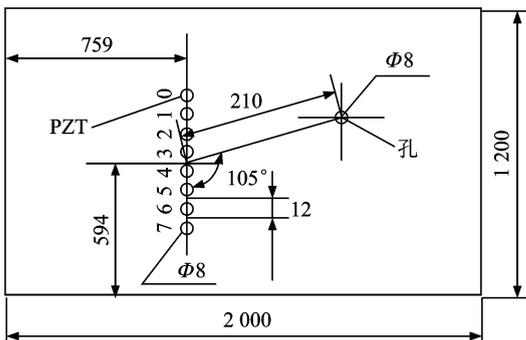


图 3 穿孔时的结构示意图(单位 mm)

Fig. 3 Perforated structure diagram (mm)

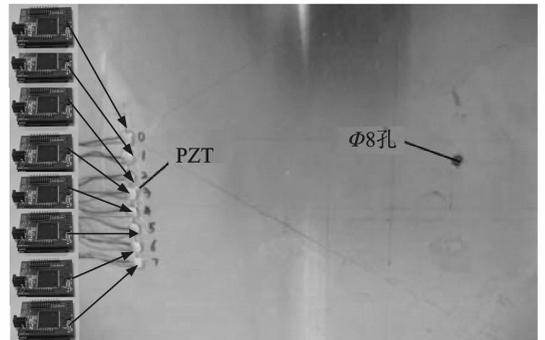


图 4 穿孔的铝板试件

Fig. 4 Perforated aluminum plate specimen

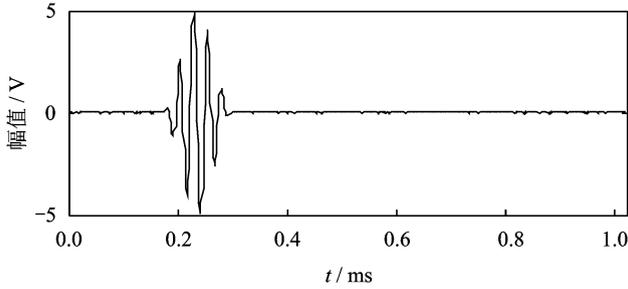


图5 激励信号时域图

Fig. 5 Time domain figure of excitation signal

数据采集过程中,以“轮循”的方式进行数据采集,将阵列中的8个压电片分别作为驱动器,当其中1个作为驱动器时,其他7个则作为传感器接收传感信号,每个接受传感器分别采集其 $0^\circ \sim 180^\circ$ 方向上的数据,共181次;这样可以采集 $7 \times 8 \times 181 = 10\,136$ 个传感响应信号,每个传感信号用一个文本文件存储,其中每个传感信号的采集点数为 $N = 1\,024$ 个,则每个文本文件的大小为21 K。所有信号全部采集,整个原始数据的大小为 $10\,136 \times 21 \approx 208$ MB。

在上述穿孔的铝板试件中布置8个无线高速压电传感器节点,其中一个用作主动激励,其他7个节点分别接受板中的Lamb波,7个接收端节点获得的序列长度为1 024的差信号如图6所示,分别经过压缩感知后得到的7个线性测量信号如图7所示。对图7中的7个差信号的线性测量信号实现贝叶斯估计的数据融合,其融合结果如图8(a)所示,序列点的长度为 $M = 250$,而该融合结果的重构信号如图8(b),图中虚线圆是重构信号的5波峰的Lamb波。为了定性分析重构后差信号的性能,按照同样的融合算法,对图6中的7个传感器差信号采用贝叶斯估计的直接融合,融合结果如图9所示。对比图8(b)和图9两种信息融合的结果,如图中虚线圆框所示,基于压缩感知的数据融合具有抗噪声的功能,且能较好地提取出损伤波形,这说明基于压缩感知的数据融合方法在结构损伤信号的信息融合中可行。从数据压缩的效果来看,基于压缩感知的数据融合方法,经过感知压缩和融合后,实现了 $(N/M) \times 7 = (1\,024/250) \times 7 = 28.67$ 倍的数据压缩,极大地降低了传感器测量信号在网络中的传输量。

4 数据融合评价指标

为进一步验证本文提出的面向结构监测的感知融合方法的可行性,此处对传统的直接融合算法和本文的感知融合算法,分别采用固定权值法、自适应加权法、分批估计法、贝叶斯估计法和极大似然估计法对损伤信号进行数据融合。并参照文献[22]的定义,给出数据融合的评价指标,包括标准差 σ 以及7个接受端节点的平均均方误差 Avg_MSE、平均信噪比 Avg_SNR 和平均相关系数 Avg_ ρ 。

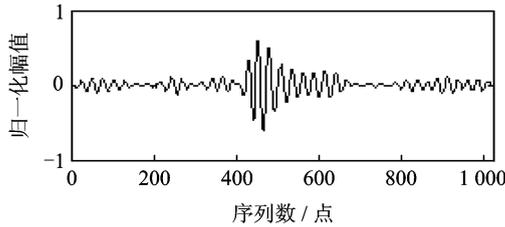
假设结构损伤监测系统中,一组7个传感器的差信号为 $x_i(n)$, $i = 1, 2, \dots, 7$; $n = 1, 2, \dots, N$,其中 i 表示传感器节点的标号, N 表示采集信号的长度;假设经过传统的直接融合后的差信号为 $\hat{x}_t(n)$, $n = 1, 2, \dots, N, t = 1$,而经过本文提出的基于压缩感知数据融合后的差信号为 $\hat{x}_t(n)$, $n = 1, 2, \dots, N, t = 2$,此处用 t 来区分两种数据融合方法, $t = 1$ 表示传统的直接融合,而 $t = 2$ 表示本文所提的融合方法;则数据融合的评价指标分别定义为:

(1)标准差 σ 反映了融合后的差信号相对于平均值的离散程度。标准差小,则融合后的信号均匀,丢失部分信息;标准差大,则信号分布分散,融合后保留了更多的信息

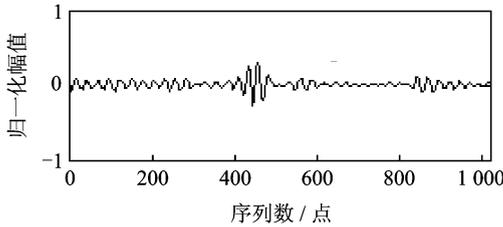
$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N [\hat{x}_t(n) - u]^2}{N-1}}, \quad u = \frac{\sum_{n=1}^N \hat{x}_t(n)}{N} \quad (8)$$

(2)平均均方误差 Avg_MSE,即融合的精度,它反映融合后的差信号对于各个原始差信号之间的差异的均值,平均均方误差越小说明融合的结果与原始差信号越接近。

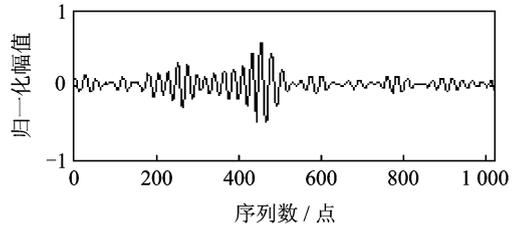
$$\text{Avg_MSE} = \frac{\sum_{i=1}^7 \left(\sum_{n=1}^N [\hat{x}_i(n) - x_i(n)]^2 / N \right)}{7} \quad (9)$$



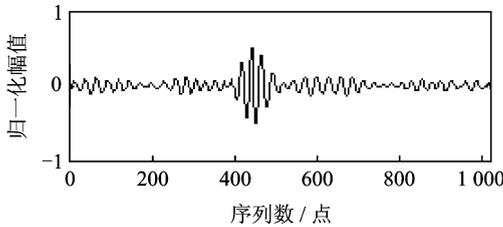
(a) 节点#1发送的损伤信号
(a) Damage signal from node #1



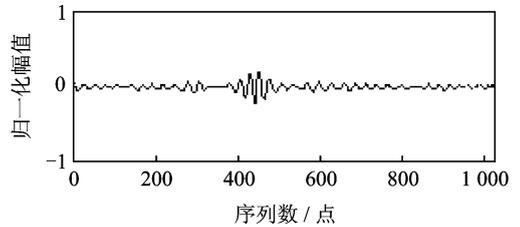
(b) 节点#2发送的损伤信号
(b) Damage signal from node #2



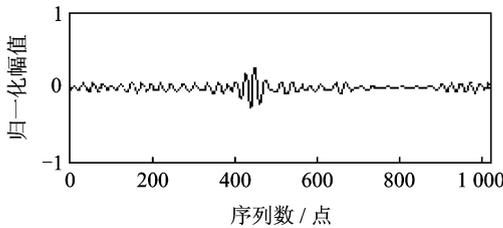
(c) 节点#3发送的损伤信号
(c) Damage signal from node #3



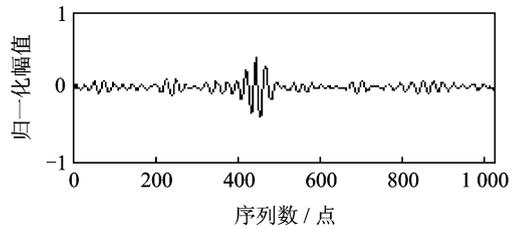
(d) 节点#4发送的损伤信号
(d) Damage signal from node #4



(e) 节点#5发送的损伤信号
(e) Damage signal from node #5



(f) 节点#6发送的损伤信号
(f) Damage signal from node #6



(g) 节点#7发送的损伤信号
(g) Damage signal from node #7

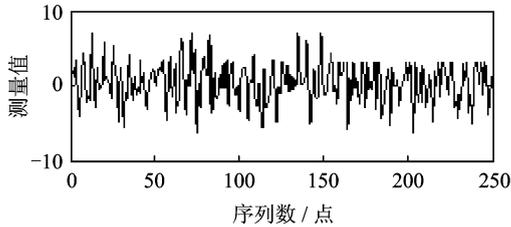
图 6 7 个传感器采集的差信号

Fig. 6 Structural damage signals of seven sensors

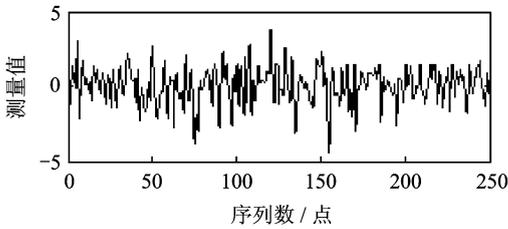
(3)平均信噪比 Avg_SNR 反映融合后的差信号对于各个原始差信号的平均抑制噪声的性能。信噪比越大,则融合效果越好,对噪声的抑制能力越强。

$$\text{Avg_SNR} = \sum_{i=1}^7 \left[10 \times \lg \frac{\sum_{n=1}^N [\hat{x}_i(n)]^2}{\sum_{n=1}^N [\hat{x}_i(n) - x_i(n)]^2} \right] / 7 \quad (10)$$

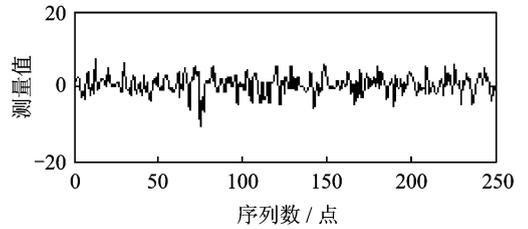
(4) 平均相关系数 Avg_ρ 反映融合后的差信号相对于各个原始差信号的特征相似程度, 相关系数越大, 表示融合信号与原始信号越接近。其中 u_F 表示 $\hat{x}_i(n)$ 的均值, u_A 表示第 i 个传感器节点的原始差信号 $x_i(n)$ 的均值



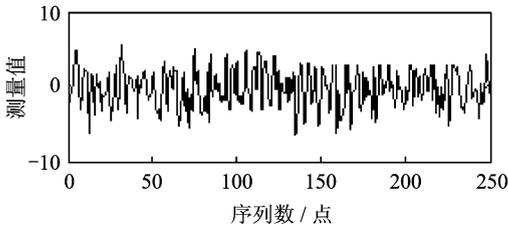
(a) 节点#1信号的线性测量值
(a) Linear measurement value of node #1



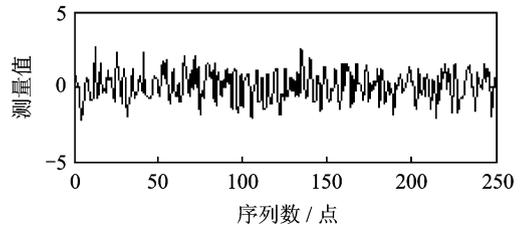
(b) 节点#2信号的线性测量值
(b) Linear measurement value of node #2



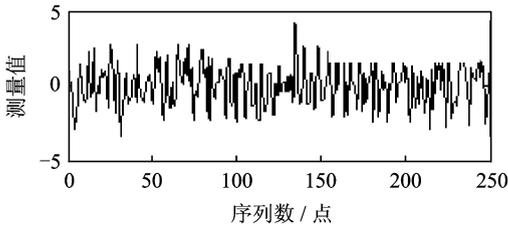
(c) 节点#3信号的线性测量值
(c) Linear measurement value of node #3



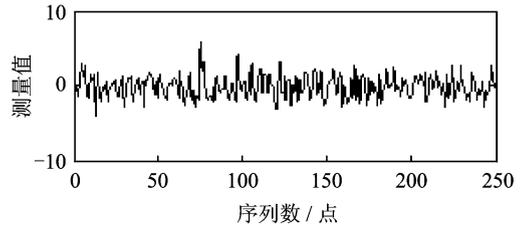
(d) 节点#4信号的线性测量值
(d) Linear measurement value of node #4



(e) 节点#5信号的线性测量值
(e) Linear measurement value of node #5



(f) 节点#6信号的线性测量值
(f) Linear measurement value of node #6



(g) 节点#7信号的线性测量值
(g) Linear measurement value of node #7

图7 差信号感知压缩后的线性测量信号

Fig. 7 Linear measurement of seven sensors

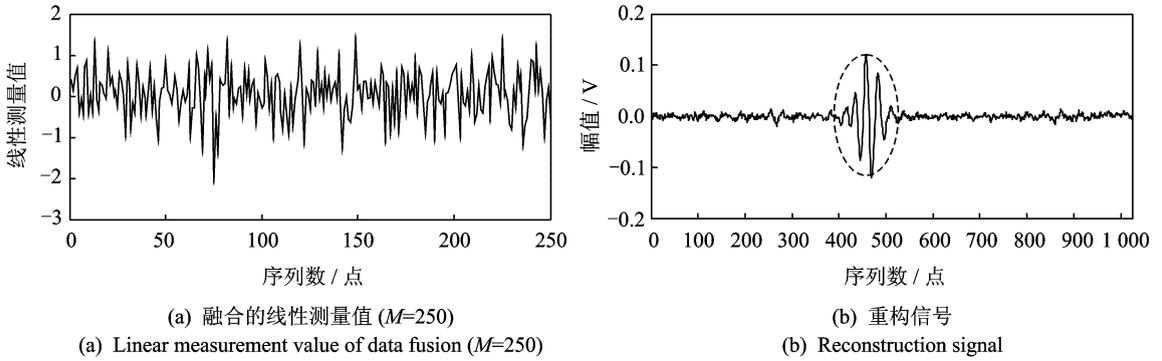


图 8 基于贝叶斯估计的线性测量信号的融合与重构

Fig. 8 Fusion and reconstruction of the linear measurement signal based on Bayesian estimation

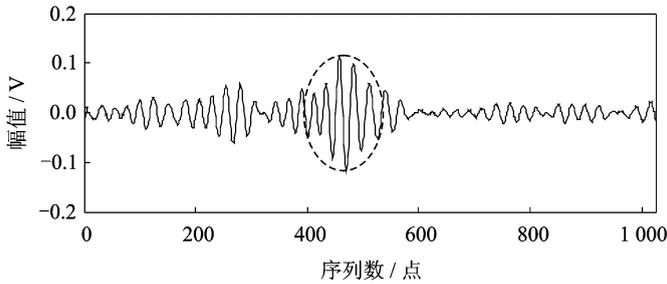


图 9 基于贝叶斯的损伤信号的直接融合结果

Fig. 9 Fusion result of structural damage signal based on Bayesian direct cumulating method

$$\rho_i = \frac{\sum_{n=1}^N |\hat{x}_i(n) - u_F| |x_i(n) - u_A|}{\sqrt{\sum_{n=1}^N |\hat{x}_i(n) - u_F|^2 |x_i(n) - u_A|^2}}, \text{ Avg_}\rho = \frac{\sum_{i=1}^7 \rho_i}{7} \quad (11)$$

在上述评价指标下,5种融合算法的指标结果如表1所示。从表1中可以看出,在均方误差 Avg_MSE 的指标上,基于压缩感知的融合性能与传统的差信号直接融合性能非常接近,这也就表明本文提出的感知融合的方法具有和传统差信号直接融合相媲美的融合精度。从相关系数 Avg_ρ 和标准差 σ 这两个指标上看,前者均低于后者,其主要原因还是由于压缩感知的数据融合具有噪声抑制的功能。这一点从信噪比 Avg_SNR 上也能反映出来,基于感知融合的方法获得的信噪比 Avg_SNR 均大于传统直接融合的方法,说明感知融合方法具有较强的消除和抑制噪声能力。

从融合算法来对比,在基于压缩感知的数据融合中,5种融合算法的融合精度(Avg_MSE)指标非常接近;在其他指标上,不同的算法具有各自不同的特点,在实际应用过程中可根据应用任务的需求灵活选择。5种融合算法中,从融合的效果(均方误差和标准差)来看,贝叶斯估计性能最好;而从抑制噪声的能力(信噪比和相关系数)来看,分批估计的性能较好。

综上所述,基于压缩感知的多传感器数据融合方法,能在保证较高融合精度的前提下,实现数据的压缩传输。其压缩比最大可达到 $(N/M) * I$ 倍,其中 I 为参与融合的多传感器节点个数, N 为传感器采集序列点的个数, $M(M \ll N)$ 为压缩感知过程中观测次数。

表 1 5 种融合算法平均性能的对比

Table 1 Performance comparison of five kinds of data fusion methods

融合算法	基于压缩感知的融合				传统的差信号的直接融合			
	均方误差	信噪比	相关系数	标准差	均方误差	信噪比	相关系数	标准差
	Avg_MSE	Avg_SNR	Avg_ρ	σ	Avg_MSE	Avg_SNR	Avg_ρ	σ
算术平均	0.007 1	12.494 2	7.212 1	0.017 4	0.006 8	8.780 6	10.532 1	0.026 1
自适应加权	0.007 2	12.935 5	7.984 0	0.016 4	0.007 0	9.793 5	10.097 2	0.022 4
分批估计	0.007 5	15.277 6	9.079 5	0.013 3	0.006 9	9.375 1	10.399 2	0.022 3
极大似然估计	0.007 2	13.550 6	7.362 7	0.015 3	0.006 9	10.104 9	10.465 3	0.022 0
贝叶斯估计	0.007 0	12.141 4	7.635 6	0.018 1	0.006 8	8.821 3	10.502 3	0.026 0

5 结束语

结构健康监测是无线传感器网的一个重要研究领域,感知融合理论的应用能实现信号压缩采样后的数据融合,节省网络传输的能量,提高系统的整体性能。本文在分析面向结构健康监测的压缩感知理论的基础上,针对高频采样的结构损伤信号的融合处理,提出了一种基于改进的采样模式的数据融合方法。该方法首先获得损伤信号的稀疏域压缩测量值,然后再进行贝叶斯、自适应加权以及分批估计等算法的数据融合,最后重构结构损伤信号。实验结果表明,该方法具有良好的融合精度和压缩能力,同时对噪声信号也具有较好的抗噪性。

参考文献:

- [1] 张逍越,袁慎芳,邱雷. 飞行器板结构中 Lamb 波解析建模研究[J]. 南京航空航天大学学报, 2010, 42(3): 351-356.
Zhang Xiaoyue, Yuan Shenfang, Qiu Lei. Analytical modeling of lamb waves in plate structures of aircraft[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2010, 42(3): 351-356.
- [2] Zhang Y, Li J. Wavelet-based vibration sensor data compression technique for civil infrastructure condition monitoring[J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2006, 20(6): 390-399.
- [3] Chintalapudi K K. Design of wireless sensor network based structural health monitoring systems[D]. Los Angeles: Univ of Southern California, 2006.
- [4] Donoho D. Compressed sensing[J]. IEEE Trans Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [5] Candes E. Compressive sampling[C]//Proceedings of International Congress of Mathematicians. Madrid, Spain: European Mathematical Society Publishing House, 2006: 1433-1452.
- [6] 唐亮,周正,石磊. 基于能量均衡的无线传感器网络压缩感知算法[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(8): 1919-1923.
Tang Liang, Zhou Zheng, Shi Lei. Energy balance based WSN compressive sensing algorithm[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2011, 33(8): 1919-1923.
- [7] 刘记红,徐少坤,高勋章,等. 基于压缩感知的 LFM 雷达成像方法[J]. 数据采集与处理, 2012, S2: 284-290.
Liu Jihong, Xu Shaokun, Gao Xunzhang, et al. Imaging method for LFM radar based on compressed sensing[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2012, S2: 284-290.
- [8] Ma J, Hussaini M Y. Extensions of compressed imaging: Flying sensor, coded mask, and fast decoding[J]. IEEE T Instrum Meas, 2011, 60(9): 3128-3139.
- [9] 曾理,张雄伟,陈亮,等. 基于压缩感知的 K-L 分解语音稀疏表示算法[J]. 数据采集与处理, 2013, 28(3): 267-273.
Zeng Li, Zhang Xiongwei, Chen Liang, et al. Compressed-sensing-based speech sparse representation with K-L expansion [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2013, 28(3): 267-273.
- [10] Huang Y, Beck J L, Wu S, et al. Robust diagnostics for bayesian compressive sensing technique in structural health monitoring[J]. Structural Health Monitoring (SHM), 2011, 1(2): 103-110.
- [11] Mascarenas D, Hush D, Theiler J, et al. The application of compressed sensing to detecting damage in structures[C]//The 8th International Workshop on Structural Health Monitoring. [S. l.]: Stanford University, 2011.

- [12] O'Connor S M, Lynch J P, Gilbert A C. Compressive sensing approach for structural health monitoring of ship hulls[C]// The 8th International Workshop on Structural Health Monitoring. [S.l.]: Stanford University, 2011.
- [13] 马坚伟,徐杰,鲍跃全,等. 压缩感知及其应用:从稀疏约束到低秩约束优化[J]. 信号处理,2012,28(5):609-623.
Ma Jianwei, Xu Jie, Bao Yuequan, et al. Compressive sensing and its application: From sparse to low-rank regularized optimization[J]. Signal Processing, 2012,28(5):609-623.
- [14] Morlier J, Bettebghor D. Compressed sensing applied to mode shapes reconstruction[C]//IMAC Conference and Exposition on Structural Dynamics. Jacksonville, USA: [s. n.], 2012.
- [15] Cortial J, Farhat C, Guibas L, et al. Compressed sensing and time-parallel reduced-order modeling for structural health monitoring using a DDDAS[C]//IEEE Int Conf Computational Science (ICCS). Beijing, China: [s. n.], 2007:1171-1179.
- [16] 鲍跃全. 结构健康监测的数据压缩采样与损伤识别融合方法[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2009.
Bao Yuequan. Compressive sampling for structural health monitoring and damage detection methods based on information fusion [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2009.
- [17] Candes E, Tao T. Near optimal signal recovery from random projections: Universal encoding strategies[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006,52(12):5406-5425.
- [18] Candes E, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006,52(2):489-509.
- [19] Malhotra B, Nikolaidi I, Harms J. Distributed classification of acoustic targets in wireless audio-sensor networks[J]. Computer Networks, 2008,52(13):2582-2593.
- [20] 陈福增. 多传感器数据融合的数学方法[J]. 数学的认识与实践,1995,2:11-15.
Chen Fuzeng. Mathematical methods of multi-sensor data fusion[J]. Mathematics in Practice and Theory, 1995,2:11-15.
- [21] 孙亚杰. 基于超声相控阵原理的结构健康监测技术研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2010.
Sun Yajie. Research on structural health monitoring technology based on ultrasonic phased array theory[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2010.
- [22] 狄红卫,刘显峰. 基于结构相似度的图像融合质量评价[J]. 光子学报,2006,5:766-771.
Di Hongwei, Liu Xianfeng. Image fusion quality assessment based on structural similarity[J]. Photonica Sinica, 2006,5:766-771.

作者简介:



季赛(1976-),男,副教授,博士,研究方向:结构健康监测和智能信息处理、无线传感器网络,E-mail:jisai@nuist.edu.cn。



潘锦基(1976-),男,副教授,博士,研究方向:无线传感器网络、时空数据库,E-mail:jinjipan@163.com。



孙亚杰(1980-),女,副教授,博士,研究方向:结构健康监测和信息信号处理技术,E-mail:syj@nuist.edu.cn。

