摘 要

由于社会经济的飞速发展和科学技术水平的不断进步,现代土木工程结构也 日趋大型化、复杂化。这类规模巨大和结构复杂的工程结构在设计使用年限里受 到环境和自身的各种复杂因素(如环境侵蚀、自然灾害、荷载长期效应、疲劳效 应、材料老化)的影响,将不可避免地造成结构的损伤积累和抗力降低,存在极 大的安全隐患。因此,损伤诊断技术已经成为工程领域内的研究热点问题。本文 阐述了损伤识别技术的研究现状,总结了已有的损伤识别方法及其特点。在此基 础上,提出了一种基于小波分析和BP神经网络的分步损伤识别法,并通过数值仿 真算例对该分步损伤识别方法的可行性和有效性进行了验证。

由于BP神经网络对于结构存在多处损伤的情况,其神经网络训练所需的样本 数十分庞大,从而也使该方法难以运用于实际工程。本文针对上述问题提出一种 分步损伤识别方法,即将小波分析方法与人工神经网络有机结合,先应用小波分 析方法判断损伤位置或损伤范围以减小样本空间,然后应用神经网络对损伤程度 进行精确计算。基于该分步识别法,本文以单层框架结构为研究对象,首先利用 连续小波变换对四种不同损伤工况进行了损伤位置识别,并分析了不同类型的模 态数据和不同阶振型以及有限元模型的不同单元划分数对识别结果的影响。然后 在确定了结构的损伤位置之后,再利用BP神经网络进行结构的损伤程度识别,识 别结果表明,分步识别法在缩减样本方面确实具有很高的效率,该方法能够应用 于较复杂的实际工程结构。

本文还利用基于小波分析和 BP 神经网络的分步损伤识别法对不同的结构形 式进行了损伤识别研究。该分步识别法对三跨连续梁结构的损伤识别效果良好, 而对于四层框架结构,由于其有限元结构模型的节点位置不连续,而对损伤位置 识别造成干扰,本文采取分层法,把整个框架结构进行有限元模态分析后的数据, 按层划分,然后逐层进行损伤位置识别,从而避免节点位置不连续造成对损伤位 置识别的干扰,通过对上述四层框架各工况的分层识别损伤位置,取得令人满意 的识别效果。

关键词:工程结构;损伤识别;小波分析;神经网络;分步损伤识别;模态分析

ABSTRACT

Modern civil engineering structures are becoming increasingly large and complicated with the rapid development of science and technology. Huge and complicated structures in the design life will be unavoidable to suffer the structural damage accumulation and decrease the structural resistance by the environment and structural factors, such as environmental erosion, natural disasters, long-term load effects, fatigue effects and material aging etc. There is a great safety risk in the structural service period. Therefore, the damage detection techniques have attracted more and more attention in the field of civil engineering. In this paper, a review for the damage identification approaches is given. In addition, based on the wavelet analysis and BP neural network, two-step damage identification method has been proposed. The validity and effectiveness of the proposed damage identification method has been verified by the numerical simulation examples.

In the case of multi-damage identification by using the BP neural network, a problem is that the neural network training needs very large sample number. Thus, it is difficult to the practical engineering problems. To solve this problem, a two-step damage identification method is developed in this work by the combination of the wavelet analysis and artificial neural network. First, the wavelet analysis is applied to the damage location identification. Then, the neural network method is used to calculate the damage degree. Two-step damage identification method is applied to a single layer frame. The damage locations for four different damage cases are determined from the continuous wavelet transformation. The effects of the different type of modes, different order of modes and different finite element model are discussed and compared. Then, the damage degree is accurately calculated by applying the BP neural network. The results show that the two-step method truly has a high efficiency with the less training samples. The proposed method can be applied to the actual engineering structures.

In addition, a three-span continuous beam structure and a four-story frame structure are also investigated in this work by using two-step damage identification method. The results of the three-span continuous beam structure are satisfied. However, for the four-story frame structure, the damage identification result is disturbed by the discontinuity of the nodal number in the FEM model. This problem can be solved by using the layered FEM model. That is the FEM model is divided by layers. Finally, the results are satisfied.

Key words: engineering structures; damage identification; wavelet analysis; neural network; two-step damage identification; modal analysis

长沙理工大学

学位论文原创性声明

本人郑重声明:所呈交的论文是本人在导师的指导下独立进行研究所取得的 研究成果。除了文中特别加以标注引用的内容外,本论文不包含任何其他个人或 集体已经发表或撰写的成果作品。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体,均 已在文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

作者签名: 邓旭华 日期: 20/0年 5月29日

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定,同意学校保 留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版,允许论文被查阅和借 阅。本人授权长沙理工大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库 进行检索,可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

本学位论文属于

1、保密口,在_____年解密后适用本授权书。

2、不保密团。

(请在以上相应方框内打"√")

作者签名: 如烟华 日期: 20/0年 5月 29日

第一章 绪 论

1.1 结构损伤识别的重要意义

由于社会经济的飞速发展和科学技术水平的不断进步,人类开发和改造自然 的速度也在不断加快,规模在不断加大。而现代土木工程结构也日益向着大型化、 复杂化的方向发展:如超高层建筑物、规模巨大的体育馆、大跨径的桥梁、大型 水利水电工程、大型核电站反应堆及大型的海洋平台结构等越来越多地涌现于人 们的视野当中。这类重大工程结构的设计使用年限长达几十年,有的还达上百年 甚至更长,由于环境和自身的各种复杂因素(如环境侵蚀、自然灾害、荷载长期 效应、疲劳效应、材料老化)的影响,将不可避免地造成结构的损伤积累和抗力 降低,甚至超过结构本身的承载力范围而导致结构破坏,引发灾难性事件,给人 民生命安全带来危害,给社会财富造成巨大损失。

因此,为了保证结构设计和使用的安全性、耐久性达到预期标准,避免重大 工程事故的出现,减少损失,进行结构工作状态和结构特性参数的监测和评估工 作显得尤其重要,特别是针对大型复杂工程结构就更加迫在眉捷。

此外,还有一些工程结构内部存在损伤积累,而导致其抗力降低,但并未达 到结构失效的程度,若将结构拆除重建,所需费用庞大,国家经济难以承受。如 果对既有结构进行健康监测,就能及时监测出结构的运行状态,准确地掌握结构 的损伤状况,就可以及时修复结构的损伤,避免灾难发生,同时减少维修费用。 从这一方面也可看出,结构健康监测是一项必要的举措。

结构损伤识别是现代土木结构健康监测系统的一个重要组成部分,所以探讨 结构损伤识别的基本原理、研究结构损伤识别方法具有重大的现实意义。

1.2 结构损伤识别的基本理论

1.2.1 损伤的定义

损伤就是结构在外载和环境的作用下,由于其细观结构的缺陷(如微裂纹、 微孔洞等)引起材料或结构劣化的过程。对于土木工程结构而言,损伤通常指结 构系统的材料和几何性质的改变,这些改变包括边界条件、结构刚度、结构节点 连接等显著影响系统性能的变化,如钢结构中焊缝的开裂、钢材的锈蚀、材料刚 度的退化或降低等。土木工程结构的损伤主要表现如下: 混凝土出现裂缝、炭化 与水侵蚀,钢筋锈蚀或预应力松弛、其它附属设施材料老化或损害等。这些病害 与损伤直接影响工程结构的性能和使用功能。

工程结构出现损伤和破坏总的来说有以下三方面的原因:(1)结构在设计或 施工过程中本身具有的缺陷,使结构在后期投入使用时,结构因受力不合理而出 现损伤和破坏;(2)结构前期设计荷载标准值较低,小于后期使用的实际荷载, 甚至是超龄服役,使得结构发生损伤和破坏;(3)结构受到超出设计预料的突加 荷载作用使结构在短时间内承受超过了设计的最大承载能力,从而使结构发生损 伤和破坏。

在连续损伤力学中,损伤程度的大小用损伤变量 ω 表示,且 $\omega = \frac{A_0 - A_d}{A_0}$,式中 A_0 代表构件损伤前的横截面积, A_a 代表构件损伤后的有效承载面积,显然 $A_0 > A_d$ 。若 $\omega = 0$,说明材料是没有损伤;若 $\omega = 1$,说明材料完全断裂。在含损伤的材料中,如果从细观上对每一种缺陷形式和损伤机制进行分析来确定其损伤后的有效承载面积是非常困难的。为了能解决这一问题,间接地测定损伤,Lemaitre提出了应变等效的假设,即受损材料的变形行为可只通过有效应力来体现,损伤材料的本构关系可采用无损伤时的形式,只要将其中的应力 σ 用有效应力 σ_d 替换即可,例如损伤材料的一维线弹性关系为:

$$\varepsilon_e = \frac{\sigma_d}{E} = \frac{\sigma}{(1-\omega)E} = \frac{\sigma}{E_d}$$
(1.1)

式中 E 表示无损伤时弹性模量, E_d 表示有损伤时弹性模量,损伤就体现在把 无损伤时的弹性模量 E 减小为损伤后的弹性模量 $(1-\omega)E$ 。在结构损伤识别中,常 认为质量矩阵不变, $\Delta M = 0$,即损伤只引起刚度矩阵的变化,损伤程度通过刚度 的折减实现,且单元刚度矩阵中的各元素取相同的折减系数。因此,结构的损伤 变量可取为单元刚度的折减系数。

1.2.2 结构损伤识别的基本内容

结构损伤识别就是通过在结构上安装结构响应采集系统获得结构损伤前后的 反应,采集到不同类型的数据,例如静力的应变、挠度,动力的动力响应时程等, 从中提取损伤识别特征,最后依据不同的损伤识别理论对结构的损伤进行诊断。 工程结构损伤识别过程是对给定包含损伤信息的结构特性进行测量,通过恰当的 分析方法确定损伤的出现、出现的位置和损伤的程度,并对损伤结构进行合理鉴 定。通常可分为四个目标层次:第一,判断是否存在损伤,这是结构损伤识别的 基础,直接决定损伤识别能否成功;第二,如果损伤存在,进行损伤定位,这是 损伤识别的重点和难点;第三,识别损伤程度,这也是损伤识别中关键的步骤; 第四,正确评估损伤后结构的承载力,这是损伤识别的最终目标。

本文所讨论的损伤识别问题主要分析前三个目标层次,第四个层次关于损伤 后结构承载力的正确评估,可在对结构的损伤定位和损伤程度识别后,通过断裂

力学、损伤力学、疲劳寿命分析等方法解决,本文暂不讨论。

1.2.3 基于振动特性的结构损伤识别的理论基础

基于振动特性的结构损伤检测技术是利用结构动力响应的实测信号和数据, 通过系统参数识别技术,来观察结构的模态参数或物理参数的改变,从而判别结 构受损状态的方法⁽¹⁾。它涉及很多交叉学科,比如动态测试、信号处理、系统识别 和结构动力学等。随着计算机硬件软件技术、信号处理、数据远程传输、传感器 技术、结构振动测试、模态分析技术以及损伤诊断算法的日新月异,基于振动特 性的结构损伤检测技术得到了迅速发展。

1.2.3.1 模态参数识别方法

模态分析就是研究系统物理参数模型、模态参数模型、非参数模型三者的关 系,并通过一定手段确定这些系统模型。它是指对结构动态特性的解析分析和实 验分析,其中的结构动态特性可用模态参数来表征,其目的是找出结构固有的动 力特性^[2]。模态参数在数学理论上是指力学系统运动方程的特征值和特征向量,而 在实验方面则是指测得的系统固有频率、阻尼和振型模态向量。

模态分析分为理论模态分析和试验模态分析两种:其中理论模态分析是指以 线性振动理论为基础,研究激励、系统、响应三者的关系;实验模态分析又称模 态分析的实验过程,是理论模态分析的逆过程。模态分析实际上是一种理论建模 过程:首先运用有限元法对振动结构进行离散,建立系统特征值问题的数学模型, 然后用各种近似方法求解系统特征值和特征矢量,其解得的特征值和特征矢量即 系统的固有频率和固有振型矢量。模态参数识别的主要任务是从测试所得的数据 中,确定出振动系统的模态固有频率、模态质量、模态刚度及模态振型等模态参 数^[3-3]。

1.2.3.2 结构损伤与模态参数变化的关系

如果结构已按某种方式离散化,则其无阻尼自由振动方程为:

$$[M] \left\{ \ddot{u}(t) \right\} + [K] \left\{ u(t) \right\} = 0$$
 (1.2)

式中[M]和[K]分别为结构的质量矩阵和刚度矩阵, $\left\{ \ddot{u}(t) \right\}$ 和 $\{u(t)\}$ 分别为节点加速度和位移向量。当不考虑阻尼时, 自由振动特征方程为:

$$\left(\left[K\right] - \omega^2 \left[M\right]\right) \left[\phi\right] = 0 \tag{1.3}$$

式中[*ϕ*] 是位移模态向量, *ω* 是固有频率。假定损伤使结构刚度矩阵或质量矩阵产 生了一个摄动量, 则[*ϕ*] 和*ω* 也产生一个小的改变量。结构运动方程的摄动方程为:

$$\left[\left(\left[K\right] + \left[\Delta K\right]\right) - \left(\omega^{2} + \Delta\omega^{2}\right) \cdot \left(\left[M\right] + \left[\Delta M\right]\right)\right]\left(\left[\phi\right] + \left[\Delta\phi\right]\right) = 0 \quad (1.4)$$

式中, $[\Delta K]$ 、 $[\Delta M]$ 、 $[\Delta \phi]$ 、和 $\Delta \omega$ 分别是整体刚度矩阵、质量矩阵、振型和频率的改变量。一般假定结构的损伤主要引起结构刚度特性的变化, 而质量特性变化很小, 因此在方程中, $[\Delta M]$ 可以看作等于零。展开上式且忽略二阶项, 上式成为:

$$\left[\Delta K\right]\left[\phi\right]_{i} - \Delta \omega_{i}^{2} \cdot \left[M\right] \cdot \left[\phi\right]_{i} = -\left(\left[K\right] - \omega_{i}^{2}\left[M\right]\right)\left[\Delta\phi\right]_{i}$$
(1.5)

上式左乘 [ø]^T,利用式(1.3)可得:

$$\Delta \omega_i^2 = -\left[\phi\right]_i^T \left[\Delta K\right] \left[\phi\right]_i \tag{1.6}$$

由上式可见,结构损伤引起的结构刚度下降会直接导致结构模态频率的降低。损 伤结构的特征方程还可以表示为下式:

$$\left(\left[K\right] + \left[\Delta K\right] - \lambda_{di}\left[M\right]\right) \left[\phi\right]_{di} = 0$$
(1.7)

将上式带入m阶模态数据可得:

$$\left[\Delta K\right] = \left[\Delta F\right] \left(\left[\Delta F\right]^T \cdot \left[\phi\right]_d \right)^{-1} \left[\Delta F\right]^T$$
(1.9)

由上式可知,损伤引起结构刚度的变化会引起结构振型的改变。

综上所述,结构的损伤会引起结构模态频率和模态振型的改变,从而导致阻 尼的变化。因此结构模态参数的改变可以视为结构发生损伤的标志,利用结构损 伤前后模态参数的变化可以用来诊断结构的损伤程度和损伤位置[4]。

1.2.3.3 损伤识别指标的选择

显而易见,在结构损伤前后,只要和结构损伤相关的某些物理参数均会发生 明显的变化,就可以用它们来判断结构有无损伤。故单纯判断结构有无损伤相对 而言比较简单,但是要确定结构的损伤位置,则损伤标识量本身必须具有明确的 位置坐标;而要判定结构的损伤程度,则损伤标识量必须为随结构损伤程度的增 加呈单调变化趋势的物理量。因此,结构损伤定位与损伤程度识别中,首先需要 解决损伤表示量的选择问题,即决定以哪些物理量为依据能够更好的识别和标定 损伤的程度与方位。研究表明,用于损伤识别的物理量可以是全局量,如结构的 固有频率等,但用于损伤直接定位不依赖于有限元计算模型的物理量最好是局域 量,且需满足两个基本条件:一是对局部损伤敏感;二是为位置坐标的单调函数。 损伤标识量可以是结构的物理参数(如刚度矩阵、质量矩阵、阻尼矩阵等)或模 态参数(如频率、振型等)。

本文用于识别结构损伤的位置时用的是曲率模态,而用于识别损伤程度时选 用的损伤前后频率的变化率。

1.3 国内外结构损伤识别方法的研究现状

结构损伤检测技术最先用于机械、航空航天领域。20 世纪 60 年代,由于航 空航天和军工的迫切需要,结构损伤检测技术得到发展,并出现了一系列的无损 检测技术。80 年代后,它们也被应用到结构损伤检测中,并对结构的损伤状态进 行分析时可利用各种理论方法与有限元相结合在计算机进行,逐步发展成一门专 门的技术——损伤识别。

损伤检测技术按不同的标准可以有不同的分类。国际上习惯把损伤检测技术 分为局部法和整体法^[6]。局部法主要是检测结构构件的材料力学强度、弹塑性性质、 断裂性能、损伤缺陷以及耐久性等参数,主要是材料强度和内部缺陷检测两方面。 它具有准确、简单、直观的优点,但难以了解各个局部之间的联系,难以了解整 体的综合状况^[7]。整体法利用各种实测结构整体反应数据(如位移、应变、内力、 频率和振型等),通过结构分析确定任意局部的性态(是否有损伤、损伤类型、位 置、程度)。结构损伤后其刚度、质量、能量等改变,这些改变会导致结构响应的 变化,故通过测试结构的响应能间接得到结构的损伤状态。因此,整体法成为结 构损伤识别研究的主要方向^[8]。

结构损伤检测技术按测试方式又可分为:静态法和动态法^[9]。静态法是直接测 量结构及构件的尺寸、结构的材料的强度和弹性模量来进行结构分析以确定结构 的工作状态与可靠生水平的方法。动态法测是一种基于结构振动特性的检测技术, 是最常用的一种整体检测方法和无损检测方法,它比静态法容易实施,但测试数 据的准确性有待于提高。

基于上述损伤检测技术的分类,本文把结构损伤识别方法分为四大类:基于 局部检测的结构损伤识别法,基于静力测试的结构损伤识别法,基于振动特性的 结构损伤识别法和智能损伤识别法。

1.3.1 基于局部检测的结构损伤识别法

基于局部检测的结构损伤识别法的前提是结构状态的局部检测,主要以无损 检测技术为工具,重点检查结构的目标部位。无损检测技术是指通过测定某些适 当的物理量来判断结构或构件某些性能,但不影响结构或构件性能的检测方法。 工程结构中无损检测技术的形成和发展与混凝土无损检测技术的发展密切相关。

常用的局部无损检测技术有:声发射法、超声法、射线法、涡流法、光学诊断法、 磁粉法、磁漏法、红外诊断法、探地雷达法等。

基于局部检测的结构损伤识别法的特点是局部检测的目标针对性较强,检测 结果具体、准确,检测结果可直接作为结构维修加固的依据;但也存在明显的缺 陷:(1)通常只能对小型结构或结构的某些标准部件进行检测;(2)通常要在现 场或实验室进行,使用时受场地和仪器限制;(3)很多检测设备和仪器价格昂贵, 检测成本高;(4)通常需事先确定损伤的大体位置,且被检测位置需是可接近的; (5)对大型复杂结构,检查周期长,不能在短时间内查明结构的状态。

1.3.2 基于静力测试的结构损伤识别法

基于静力测试的结构损伤识别方法是按照结构的设计荷载等级,根据荷载最 不利组合布置静载或根据结构的控制内力确定设计荷载的大小和位置,对结构进 行静载试验,建立静力平衡方程。首先通过测试获得所研究工程结构截面的静态 响应(如静位移、静应变、静转角和裂缝等),然后把测试结果与未损伤时的模型 结果进行分析、比较,得出工程结构的强度、刚度及抗裂性能等指标。由此判定 在静载作用下工程结构的工作状况,并对其进行损伤识别和承载能力判别。

文献[10~11]根据静力响应进行损伤评估,对其具体算法和应用做了大量工作。 文献[12]基于结构的静态应变及位移测量对结构的损伤识别进行了详细研究。文献 [13]基于静力测试数据对预应力混凝土连续梁结构进行了损伤识别。以上研究结果 均表明,基于静力测试的结构损伤识别方法具有以下优点:原理简单易懂,力学 概念清晰,计算方法成熟,所需实验数据容易获取,识别效果好,具有较高的精 度及稳定性。但是它也有明显的缺点:试验条件要求高,现场工作量大,无法做 到实时监控;实际加载工况有限,在某种工况下对结构刚度影响小的构件有可能 识别不出其损伤情况;实际结构加载困难导致该方法实施困难或不易实现。

1.3.3 基于振动特性的结构损伤识别法

基于振动特性的结构损伤识别法融合了系统识别、振动理论、振动测试技术、 信号采集与分析技术、智能型传感技术等多学科技术。基于动力特性的结构损伤 识别法主要是从振动测试着手,通过在工程结构的不同位置优化布置振动测点, 识别在人工或环境因素激励下产生的振动信号,根据结构动力参数的变化,利用 结构的刚度、质量等物理参数与结构模态参数的对应关系,加工成一些理性识别 指标,识别结构损伤状态。与基于静力测试的结构损伤识别方法相比,基于振动 特性的损伤识别方法优点在于它能够提取结构的整体特征,更能全面反映结构的 刚度、阻尼和惯性特性,现场工作量小,试验时间短,经济代价相对较低,更重 要的是可实现实时监测。

该方法的基础为模态分析理论,由模态试验获取桥梁结构的模态参数,再利

用所得的模态参数提取能够确定结构损伤位置和损伤程度的损伤识别指标来进行 结构的损伤识别。由于损伤指标是通过结构的动态特征参数(即模态参数)提取 得到的,则利用它进行损伤识别最关心的问题是它能否正确指示出损伤或对己存 在损伤的敏感性如何。为了寻找一个更有效的损伤识别方法,也即一个好的损伤 指标,研究人员进行了大量的研究,取得了许多成果,形成了多种损伤识别的方 法和识别指标。根据振动测试数据的各类和由测试数据所进行识别方法的不同, 大致有如下几种方法:

(1) 基于振型变化的损伤识别方法

在固有频率、振型和阻尼三者当中,振型是最基本的模态参数,它作为位置 坐标的单调函数,对结构损伤的变化敏感,能够很好地反映结构的局部特性。振 型的测试精度比固有频率低,但却包含有更多的损伤信息,故基于振型变化的损伤 识别方法得到了广泛应用。文献[14]利用振型变化进行了结构损伤诊断的研究。文 献[15]利用裂纹的位置、深度和扭转角等独立参数表征裂缝,并计算和绘制了前三 阶弯曲振型。但这种方法也存在缺陷,如物理意义不够明确,测得振型不完备, 易被噪声污染,高阶振型实测难度大,使得该方法的使用有一定的局限性。

(2) 基于柔度矩阵变化的损伤识别方法

对于多自由度体系,结构的柔度矩阵与刚度矩阵是互逆的,柔度矩阵用模态 参数可以表示为:

$$F = \sum_{i=1}^{n} \frac{\Phi_i \Phi_i^T}{\omega_i^2} \tag{1.10}$$

式(1.10)中, F为结构柔度矩阵, Φ ,为对质量归一的第i阶振型向量, ω_i 为第i阶频率。该表达式表明:柔度矩阵是频率平方倒数的函数,结构柔度矩阵对低阶模态参数较为敏感,其收敛速度随模态阶数的升高较刚度矩阵要快。基于柔度矩阵变化的损伤识别方法之中,目前较有代表意义的方法有两种:第一种为单位阵校验法,主要是利用刚度矩阵和柔度矩阵的广义逆关系,通过刚度矩阵和柔度矩阵的乘积与单位矩阵之间的误差来指示损伤位置的;另一种为柔度阵比较法,通过 直接比较结构损伤前后柔度矩阵的变化来判断损伤区域的位置。基于柔度矩阵变化的损伤识别方法简便易行,许多研究者作了大量有意义的研究工作:

文献[16]利用结构的前两阶模态的损伤前后柔度矩阵的变化就能准确地评估 结构的损伤位置和程度,显示了该方法的高效性;文献[17]认为误差刚度矩阵法只 有在包含有对结构刚度矩阵贡献大的振型时才有效。

(3) 基于固有频率变化的损伤识别方法

固有频率是振动测试中最容易获得的指标之一,测试精度高,并且还具有无须 多点测量、抗噪能力强、易于工程实践等特点,通常被作为损伤指标。但单纯利 用结构的固有频率变化进行损伤识别有其局限性:它是结构的整体模态参数,对

称位置可能会引起相同的频率变化;对小损伤不够敏感;提取局部响应较困难。 文献[18~22]等进行了基于固有频率变化的损伤识别方法研究。

(4) 基于应变模态的损伤识别方法

基于应变模态的损伤识别方法的基本原理是:应变是位移的一阶导数,对于 每一阶位移模态,对应固有应变分布状态。该方法认为振动系统的应变场可由适 当的特征应变场按一定比例叠加表示,结构的应变模态与位移模态对应,结构开 裂部位的应变幅值相对于完整状态一般都有较显著的变化,有的增加,有的减小。 其原因为:(a)当应变片跨过裂缝时,会产生显著应力集中现象;(b)当应变片 未跨过裂缝而位于裂缝附近时,在开裂截面的相邻区域混凝土收缩,其应变会明 显减小;(c)在没有出现开裂的区域,其应变幅值会因应力重分布而有所变化, 但不显著。该方法的优点是对结构的局部损伤十分敏感,故基于应变模态分析理 论的各种检测技术和方法受到越来越多研究者的关注。文献[23~27]进行了基于应 变模态的损伤识别方法研究。该方法的缺点是应变片粘贴位置不易选定,因而有 待进一步完善。

(5) 基于曲率模态法的损伤识别方法

曲率模态是承弯结构弯曲振动的特有的固有变形模态,是结构的中面变形模态。一般通过模态分析得到的振型是位移模态,而曲率模态可通过对位移模态进行差分得到。通过检测结构受损后的某一阶曲率模态相对于其正常状态下该阶曲率模态的变化,来确定结构损伤的位置。文献[28~29]进行了基于曲率模态法的损伤识别方法研究;文献[30]对承弯结构的曲率模态进行了分析;文献[31]研究了曲率模态在桥梁结构的状态监测中的应用。

1.3.4 智能损伤识别法

近年来,随着损伤识别研究的不断深入,计算机技术和信息技术的飞速发展, 多学科相互交叉,相互促进的发展模式己越来越明显。同样,在损伤识别领域也 引入了许多新的学科理论受到工程技术人员的重视。智能损伤识别法也越来越受 到研究者的关注,神经网络法、遗传算法、小波分析法和基于支持相量机的损伤 识别法都是属于智能损伤诊断方法的一种。

(1) 基于神经网络的结构损伤识别法

神经网络即人工神经网络的简称,是 80 年代以来一种新兴的算法,该方法采 用模拟人体神经机理来研究客观事物,是在对人脑思维方式研究的基础上用数学 方法将其简单化并抽象模拟,反映人脑基本功能的一种并行处理连接网络。

神经网络用于损伤识别的基本原理是:根据结构在不同损伤状态下的响应, 通过提取特征,并选择对结构损伤敏感的参数作为网络输入参数,结构的损伤状 态作为输出参数,构造损伤训练样本集,然后对网络进行训练,由于神经网络具 有很强的自组织、自学习和自适应能力的特点,通过一定数量的训练样本可让神 经网络记住这些知识,实现从输入参数(如结构频率向量等)到输出参数(如结 构损伤位置、程度等)之间的非线性映射。网络训练完毕后即具备损伤识别功能, 可由当前的结构反应直接差别结构的损伤模式。

神经网络方法发展的初衷是为了模拟生物体的神经元功能。Meculloch 和 Pitts 在 20 世纪 40 年代提出了 MP 神经元数学模型。之后该技术被广泛地应用到各种 工程领域: Adams 和 Cawly 于 20 世纪 70 年代提出通过振动测试数据代入神经网 络来探究材料试件的损伤; Kudva¹³²¹等研究了将 BP 网络法用于平板结构损伤识 别中; Masri¹³³¹等指出神经网络可以成功解决结构动力学中典型的系统识别问题; 另外 Cacciola¹³⁴¹, Owolabi¹³⁵¹, Kim^{136,371}, Liu¹³⁸¹, Sahin¹³⁹¹, Waszczyszyn¹⁴⁰等同样进 行了神经网络技术在结构损伤诊断领域中的应用研究。

基于神经网络的结构损伤识别法在国内起步较晚,但近年来发展却相当迅速。 文献[41]以第一阶位移模态的曲率作为输入参数训练神经网络,该网络能较准确地 诊断钢筋混凝土梁的损伤位置和程度。文献[42]对神经网络用于结构损伤检测的可 靠性进行了论证,并对梁类结构裂纹进行了神经网络识别;文献[43]提出了以子网 为基础的分区组合式神经网络模型,并以钢筋混凝土梁在静力作用下的挠度作为 特征参数,实现结构的边界条件识别和损伤诊断。其他学者如罗跃纲^[44,45],饶文碧 ^[46,47],于德介^[48],瞿伟廉^[49],王柏生^[50,51],刘效尧^[52]等在这一方面也做了许多工作。 (2)基于小波分析的结构损伤识别法

小波变换的数学基础是傅里叶变换,后由理论物理学家 A.Grossman 采用平移 和伸缩不变性建立了小波变换的理论体系。它继承和发展了短时傅里叶变换局部 化的思想,同时又克服了窗口大小不随频率变化、缺乏离散正交基等缺点,是比 较理想的信号分析工具。在结构损伤识别中,结构的损伤会导致结构的固有频率 和刚度发生改变,某些线性连接点变为非线性,使结构的动力响应信号产生奇异 点,从而通过小波分析可检测到这些信号的奇异点的位置。

文献[53]首次提出应用小波分析进行结构裂纹识别,并与传统的特征值向量比 较,发现小波分析更易实现;文献[54]利用 Mexh 小波对带裂纹的简支梁的基本振 型进行连续小波变换,通过小波系数的模极大值出现于裂纹处来识别损伤的位置; 文献[55]对结构局部特征变化比较敏感的应变模态为基础,采用小波变换理论进行 结构损伤定位及损伤程度的定量研究,通过小波变换的模极大值确定损伤位置,根 据李氏指数表征奇异性大小的特性建立了与损伤程度之间关系;文献[56]以小波分 解为基础,通过对脉冲激励下正常和有缺陷的框架结构模型的响应进行分析,以输 出信号各频带内能量为元素构造一个特征向量,对照各层缺陷对应的特征向量来 确认结构的缺陷位置;另外,文献[57-61]也对小波分析应用于结构损伤识别作了大 量的研究工作。

1.4 本文的研究内容

本文在研究了国内外工程结构损伤识别理论、人工神经网络方法和小波分析 方法的基础上,利用有限元分析软件 ANSYS 以及 MATLAB7.0 程序将振动模态分 析理论分别和小波分析理论以及 BP 神经网络相结合,进行了结构的损伤识别研 究。

BP 网络解决了多层前向神经网络的学习问题,具有很强的学习能力,可以成 功地对一些结构进行损伤位置判断和损伤程度识别。但 BP 网络存在的问题是在 多损伤识别时训练样本巨大,有时甚至会出现样本组合爆炸。以有限元模型共为 13 个单元为例。若取 4 个样本点,即 4 种可能的损伤情况,在进行单损伤识别时, 其训练样本组为 $C_{13}^{l} \times 4 = 52$,在进行 2 个单元损伤识别时为 $C_{13}^{2} \times 4^{2} = 1248$ 组。依 此类推,3 个损伤单元时有 18304 组,4 个损伤单元时有 183040 组。如果损伤单 元进一步增加,网络训练的工作量将更大,对于更为复杂的结构则很可能出现样 本爆炸。如果损伤位置能够设法先识别出来,可大大减少训练样本组数,解决样 本组合爆炸问题。

而小波分析理论中的小波变换的数学基础是傅里叶变换,它继承和发展了短 时傅里叶变换局部化思想,同时又克服了窗口大小不随频率变化、缺乏离散正交 基等缺点,是比较理想的信号分析工具。小波变换是一种窗口大小(即面积)固 定但其形状可以改变,时间窗和频率窗都可改变的时频局域化分析方法,它在低 频部分有较高的频率分辨率和较低的时间分辨率,在高频部分有较高的时间分辨 率和较低的频率分辨率,具有对信号的自适应性,故小波变换有数学显微镜的美 称。它可以通过小波变换将信号在时间轴上分解为一系列局部基函数,可对信号 的局部特性进行识别。故用小波变换来分析信号的奇异性,确定奇异信号的位置 是非常方便的。

结构损伤会使结构的刚度发生变化,从而引起结构某些特征参数(如位移、 模态振型、模态曲率、应变等)的不规则变化或突变,其中包含着重要的损伤信 息。这些变化或者突变点在小波变换域常对应着小波变换系数模极大值点或过零 点,故可通过检测模极大值点的位置来确定结构损伤发生的位置。

故本文提出一种基于小波分析和BP神经网络的分步损伤识别法,首先利用连续小波变换识别出损伤位置,在大体确定了损伤位置之后,再利用BP神经网络识别结构的损伤程度,从而成功地克服了BP神经网络在多损伤情况下组合样本巨大的困难。

本文主要完成以下几个方面的工作:

(1)详细叙述了小波分析的理论基础,小波奇异理论在结构损伤识别中的应用,利用小波变换进行结构损伤位置识别的方法和步骤。并以单层框架结构为研

究对象,利用连续小波变换对四种不同损伤工况进行了损伤位置识别。并分别就 不同类型的模态、不同阶振型以及有限元模型的单元划分数对损伤位置识别结果 的影响作了深入研究。

(2)介绍了神经网络的基本特性、网络模型的结构及其学习和工作方式,并 对 BP 神经网络的模型、学习和计算原理进行了介绍。分析了在确定了损伤位置 的情况下,用 BP 神经网络识别损伤程度的基本步骤以及输入参数的选取问题。 以单层框架结构为例,用前 6 阶频率下降率作为 BP 神经网络的输入参数,分四 种不同损伤工况进行了损伤程度识别。并研究了不同噪声水平和损伤样本点数对 结构的损伤程度识别结果的影响。

(3) 开展了基于小波分析和 BP 神经网络的分步损伤识别方法的工程应用研究,以复杂的工程结构为研究对象,把该分步损伤识别方法应用于不同的结构形式,分析了结构的损伤状况。对于三跨连续梁结构该分步损伤识别方法的识别效 果良好。而对于四层框架结构,由于其有限元结构模型的节点位置不连续,而对损伤位置识别造成干扰,本文采取分层法,能很好地克服这一困难,通过对上述 四层框架各工况分层进行损伤位置识别,取得令人满意的识别效果。

第二章 基于小波分析的损伤位置识别

2.1 小波分析的理论基础

2.1.1 傅里叶变换

傅里叶变换是信号处理中最重要的方法之一,它架起了连接时间域和频率域的桥梁。它所用的正弦波 e^{i∞t} 是所有线性时变算子的特征向量,使其一直在线性时 不变信号处理中位于统治地位。设 f 是系统的输入, f(t) ∈ L¹(R),函数的连续傅 里叶变换为:

$$F(w) = \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-i\omega t} f(t)dt$$
 (2.1)

F(w)的傅里叶逆变换定义为:

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{i\omega t} F(\omega) d\omega \qquad (2.2)$$

在实际应用中,利用计算机进行信号的频谱分析和其它方面的处理工作,信号为有限长,且在时域和频域上是离散的。故进行离散时间傅里叶变换(DFT): 给定离散序列 $f_0, f_1, f_2, \dots, f_{N-1}$,设该序列绝对可和, 即 $\sum_{n=0}^{N-1} |f_n| < \infty$,则序列 $\{f_n\}$ 的离散 傅里叶变换为:

$$X(k) = F(f_n) = \sum_{n=0}^{N-1} f_n e^{-i\frac{2\pi k}{N}n} \qquad k = 0, 1, \dots, N-1$$
(2.3)

序列{X(k)}的离散傅里叶逆变换(IDFT)为:

$$f_n = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X(k) e^{i\frac{2\pi k}{N}n} \qquad n = 0, 1, \dots, N-1$$
(2.4)

式中 n 是对时间域的离散化, k 是对频率域的离散化。{X(k)}以2n 为周期, 具有 共轭对称性。傅里叶变换的实质是把 f,波形分解成许多不同频率的正弦波形的叠 加和,从而实现从时域到频域的信号分析。但其时域波形中不包含频域信息,因 而只能在时域和频域分别观察,不能将两者结合起来。在实际应用中信号在某一 时刻的频域特征也很重要,这就要求将时域和频域结合起来描述观察信号的时频 联合特征,即时频分析法。

2.1.2 短时傅里叶变换

为了研究信号在局部范围的频域特征,由 Gabor 于 1946 年提出了加窗傅里 叶变换(也称 Gabor 变换,简称 STFT)。其基本原理是取一个光滑的函数 g(t) 作 为窗口函数,在有限的区间外恒等于 0 或很快地趋近于 0,如可取 g(t)在 [$-\Delta + \delta, \Delta - \delta$]上恒等于 1,而在区间[$-\Delta - \delta, -\Delta + \delta$]及[$\Delta - \delta, \Delta + \delta$]上光滑地由 1 变成 0。短时傅里叶变换把信号划分为许多小的时间间隔,用傅里叶变换分析每 一个时间间隔,确定该时间间隔存在的频率,从而具有时间-频率局部化特性。但 是短时傅里叶变换的时间-频率分辨率的小格子对任何频率都是固定不变的,即一 旦窗函数确定,窗口的形状和大小都将保持不变,若要改变其分辨率,则要重新 选窗函数。通常,在实际问题中,研究高频信号的局部性质时,窗口应开得小点, 而研究低频信号的局部性质时,窗口应该开得大一些,即窗口大小应随频率而改 变。高频信号的分辨率比低频信号的要求高,从而使得短时傅里叶变换的时频局 域化特性受到限制。

2.1.3 小波变换

小波变换的数学基础是傅里叶变换,后由理论物理学家 A.Grossman 采用平移 和伸缩不变性建立了小波变换的理论体系。它继承和发展了短时傅里叶变换局部 华的思想,同时又克服了窗口大小不随频率变化、缺乏离散正交基等缺点,是比 较理想的信号分析工具。

小波变换是一种窗口大小(即面积)固定但其形状可以改变,时间窗和频率 窗都可改变的时频局域化分析方法,它在低频部分有较高的频率分辨率和较低的 时间分辨论,在高频部分有较高的时间分辨率和较低的频率分辨率,具有对信号 的自适应性,故小波变换有数学显微镜的美称。

小波变换是以傅里叶变换为基础,继承了短时傅里叶变换的优点而发展起来 的,但与后两者相比,它具有以下特性:

(1) 傅里叶变换的实质是把有限信号 f_i 分解到以 $\{e^{i\omega}\}$ 为正交基的空间上;小 波变换的实质是把能量的有限信号 f_i 分解到 $W_{-j}(j=1,2,\cdots,J)$ 和 V_{-j} 所构成的空间上去。

(2)傅里叶变换用到的基本函数只有 sin(*wt*)、cos(*wt*)和 exp(*wt*),具有惟一 性;小波分析所用到的小波函数则不是惟一的。小波函数的选用也是工程实际应 用的一个难点和热点问题。

(3)在频域中,傅里叶变换具有较好的局部化能力,而在时域中却没有局部 化能力,而小波变换则在两者中均有局部化能力。

(4) 小波分析中,尺度 a 越大相当于傅里叶变换中 o 的值越小。

(5)在短时傅里叶变换中,变换系数主要依赖于信号在时间窗内的情况,一 旦时间窗函数确定,分辨率也确定。而小波变换中,变换系数虽也依赖于信号在时间窗内的情况,但时间宽度是随尺度a的变化而变化,故小波变换具有时间局

部分析能力。

(6)短时傅里叶变换的带通滤波器的带宽Δω与中心频率ω无关,而小波变换的带通滤波器带宽Δω则正比于中心频率ω,称为等Q结构,即

$$Q = \frac{\Delta \omega}{\omega} = C \ (C \ \text{hfree})$$
 (2.5)

因此,小波变换作为一种数学理论和方法在科学技术和工程界引起了广泛的 关注和重视,在很多领域都被认为是近年来在工具和方法上的重大突破^[94]。

2.2 连续小波变换及 MATLAB 小波分析工具箱

2.2.1 连续小波基函数

小波是一种特殊的长度有限、均值为 0 的波形。其确切定义为: 设 $\psi(t)$ 为一 平方可积函数,即 $\psi(t) \in L^2(R)$,若其傅里叶变换 $\psi(\omega)$ 满足小波函数的可容许条件:

$$C_{\psi} = \int_{R} \frac{\left| \dot{\psi}(\omega) \right|^{2}}{\left| \omega \right|} d\omega < \infty$$
(2.6)

则称ψ(t)为一基本小波或小波母函数。由小波的定义可以看出其两个特点:一是 "小",即在时域都具有紧支集和近似紧支集;二是正负交替的"波动性",也即 直流分量为零。

将小波母函数 $\psi(t)$ 进行伸缩和平移,就可得到函数 $\psi_{at}(t)$:

$$\psi_{a,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) \qquad a, \tau \in R; a > 0 \tag{2.7}$$

式中a为伸缩因子, τ 为平移因子, $\psi_{a,r}(t)$ 称为依赖于参数 a,τ 的小波基函数。由于尺度因子a和平移因子r均是连续变化的值,故称 $\psi_{a,r}(t)$ 为连续小波基函数,其实就是由同一母函数 $\psi(t)$ 经伸缩和平移后得到的一组函数序列。

2.2.2 连续小波变换的定义和性质

设 $x(t) \in L^2(R), L^2(R)$ 表示平方可积的实数空间,即能量有限的信号空间。(t)为一基本小波或母小波函数,则x(t)的小波变换定义为^[62-63]

$$WT_f(a,b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt = \left[f(t), \psi_{a,b}(t)\right]$$
(2.8)

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$$
(2.9)

式中, $\psi_{a,b}(t)$ 是基本母小波的位移与尺度伸缩,a为尺度因子($a\neq 0$),b反映位移,其 值可正可负。上标*代表取共轭。符号[x, y]代表内积,定义为

 $[x(t), y(t)] = \{x(t)y^*(t)dt$ (2.10)

式(2.8)不但t是连续变量,而且a和b也是连续变量,因此称为连续小波变换(continuous wavelet transform, 简记为CWT)。连续小波变换的卷积表达式为

$$WT_{f}(a,b) = |a|^{1/2} f^{*} \overline{\psi}_{|a|}(b)$$
(2.11)

$$\overline{\psi}_{|a|}(b) = |a|^{-1} \psi^{*}(-t/a)$$
(2.12)

故小波变换也可视为信号与滤波器的卷积运算,而 $\psi_{tal}(t)$ 可理解成 (高通)滤波

器。在小波变换的过程中,所采用的小波必须满足"容充条件",反变换才存在,在 实际应用中,通常还对 $\psi(t)$ 施加"正则性条件",使 $\psi(\omega)$ 在频域上表现出较好的局域 性能。

连续小波变换的性质主要有以下几点:

(1) 线性: 连续小波变换为线性变化,某个函数的连续小波变换等于该函数的 分量的变换和,即: $f(t) = f_1(t) + f_2(t)$,若其中 $f(t) \leftrightarrow WT_f, f_1(t) \leftrightarrow WT_{f_1}, f_2(t) \leftrightarrow WT_{f_2}$, 则: $WT_f = WT_{f_1} + WT_{f_2}$

(2) 时移共变性: 若 $f(t) \leftrightarrow WT_f(a,\tau)$, 则 $f(t-t_0) \leftrightarrow WT_f(a,\tau-t_0)$

(3) 时标定理: 若 $f(t) \leftrightarrow WT_f(a,\tau)$, 则 $f(ct) \leftrightarrow \frac{1}{\sqrt{c}} WT_f(ca,c\tau)$

- (4) 微分运算: $WT_{a,\tau}\left(\frac{\partial^m f(t)}{\partial t^m}\right) = (-1)^m \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{\partial^m}{\partial t^m} \psi *_{a,\tau}(t) dt$
- (5) 能量守恒: $\int_{\infty}^{+\infty} |f(t)|^2 dt = \frac{1}{C_{\psi}} \int_{0}^{+\infty} \int_{\infty}^{+\infty} |WT_f(a,\tau)| \frac{dad\tau}{a^2}$

(6) 冗余性: 连续小波变换将一维信号变换到二维空间时存在的多余的信息称为冗余度,用再生核 K(a₀, τ₀, a, τ) 来度量冗余度的量,反映小波变换的冗余性。

2.2.3 几种常用的小波

由于小波函数 $\psi(t)$ 具有多样性,故对应的小波类型也种类繁多,目前有几十种小波,而且人们还在不断构造新的小波函数和相应的小波滤波器来满足不同的小波分析的需要。小波分析中常用的小波有:Haar小波、Daubechies(dbN)小波、Mexican Hat(mexh)小波、Morlet 小波、Symlet(symN)小波、Coiflet(coifN)小波、Meyer 小波、Biorthogonal 小波、Dmeyer 小波及 Gaussian 小波等。下面详细介绍一下 Daubechies(dbN)小波和 Coiflet(coifN)小波^[64]:

1. Daubechies (dbN) 小波

Daubechies 小波是由著名的小波分析学者 Inrid Daubechies 构造的小波函数,简 写为 dbN, N 为小波的阶数。小波 $\psi(t)$ 和尺度函数 $\phi(t)$ 中的支撑区长度为 $2N - 1, \psi(t)$ 的消失矩为 N。当 N=1 时,dbN 具有对称性,有明确的表达式;基余情况 dbN 不具 备对称性,为非线性相位,且没有明确的表达式,但转换函数 H 平方模很明确。令 $P(y) = \sum_{k=0}^{N-1} C_k^{N-1+k} y^k$, 其中, C_k^{N-1+k} 为二项式的系数, 则有

$$\left|\frac{1}{\sqrt{2}}\sum_{k=0}^{2N-1}h_k e^{-jk\omega}\right|^2 = \left(\cos^2\frac{\omega}{2}\right)^N P\left(\sin^2\frac{\omega}{2}\right)$$
(2.13)

dbN 小波具有以下特点:

(1) 在时域上是有限支撑的, $\psi(t)$ 长度有限。且其高阶原点矩 $\int t^p \psi(t) dt = 0$, $p = 0 \rightarrow N$; N 值越大, $\psi(t)$ 长度就越长。

(2) 在频域上ψ(ω) 在ω=0 处有 N 阶零点。

(3) $\psi(t)$ 和它的整数位移正交归一,即 $\int \psi(t)\psi(t-k)dt = \delta_k$ 。

(4) 小波函数 $\psi(t)$ 可由尺度函数 $\phi(t)$ 求得。尺度函数 $\phi(t)$ 为低通函数,长度有限,支撑域在 $t = 0 \rightarrow (2N - 1)$ 范围内。 $\psi(t) 是 \phi(2t)$ 的移位加权和:

$$\psi(t) = \sum_{k} g_k \phi(2t - k) \tag{2.14}$$

*k*值从(2-2*N*)→1。*N*值不同权重*g_k*也不同。由于 $\phi(t)$ 为有限支撑,故所求的 $\psi(t)$ 也 是有限支撑,为2*N*-1,起于1-*N*处,终于*N*处。图 2.1 所示为 *N*=6 时的 $\psi(t)$ 和 $\phi(t)$ 的波形。



2. Coiflet (coifN) 小波:

Coiflet 小波是 Daubechies 根据 R.Coifman 的要求构造的,它具有 CoifN (*N*=1, 2, 3, 4, 5) 系列。Coiflet 小波的小波函数 $\psi(t)$ 的 2*N* 阶矩为零,尺度函数 $\phi(t)$ 的 2*N*-1 阶矩为零。 $\psi(t)$ 和 $\phi(t)$ 的支撑长度为 6*N*-1。Coiflet 小波的 $\psi(t)$ 和 $\phi(t)$ 具有比 db*N* 更好的对称性。图 2.2 给出了当 *N*=5 时的小波函数 $\psi(t)$ 和尺度函数 $\phi(t)$ 的波形图。

2.2.4 MATLAB 小波分析工具箱

小波分析工具箱是在 MATLAB 环境下所开发的众多工具箱之一,在 MATLAB7 中小波工具箱为 Wavelet Toolbox 3.0,主要有以下新特性:连续小波变 换的小波设计,图像融合,一维 Fractional Brownian Generation,增加提升小波方 法,提高运行速度,增加 DWT 新的扩展模式,增加新的图像格式支持等。MATLAB 小波分析工具箱主要包括一维小波变换、二维小波变换和小波包变换等,在一维 小波变换中又包含一维连续小波变换、一维连续复小波变换、一维离散小波变换、 一维离散平稳小波变换等等,本文中主要是利用一维连续小波变换来进行结构损 伤的位置识别。

2.3 小波奇异理论在损伤识别中的应用

2.3.1 信号奇异性的特点

数学上称为无限次的可导函数是光滑的或没有奇异性的,若函数在某处有间 断或某阶导数不连续则称该函数在此处具有奇异性,此点称为函数的奇异点。而 信号的奇异性通常包含有信号的本质信息。函数的局部正则性常用 Lipschitz 指数 α来度量,其值越大,函数在该点的光滑度越高,反之,则函数在该点的光滑度 越低,奇异性越大。一般信号奇异性分为两种情况:第一种是信号在某一时刻其 幅值发生突变,使之不连续,称为第一种类型的间断点;第二种是信号外观光滑, 无突变,但信号的一阶微分有突变且不连续,此称为第二类间断点。

2.3.2 小波变换识别奇异点位置的方法

设 $\theta(t)$ 是一个光滑函数, $\theta_s(t) = \frac{1}{s} \theta(\frac{1}{s})$, 小波 $\psi(t)$ 是它的一阶导数, 即 $\psi(t) = d\theta(t)/dx$, 则 f 的连续小波变换为:

$$Wf(s,u) = s^{1/2} \left(f * \overline{\psi_s} \right)(u) = s^{1/2} \frac{d}{du} \left(f * \overline{\theta_s} \right)(u)$$
(2.15)

小波变换模极大值 |Wf(s,u)| 就是 $f \le \overline{\theta_s}$ 磨光后的函数的一阶导数的极大值, 对应于信号 f 的突变点。小波变换模的极大值和模极大点的定义分别如下,在尺度 s_0 下:

(1) 若 $Wf(s_0, u)$ 关于 u 的导数 $\frac{\partial Wf(s_0, u)}{\partial u}$ 在 $u = u_0$ 为零,则称小波变换 Wf(s, u)

在 (s_0, u_0) 有局部极值;

(2) 若对 u_0 邻域的任意点u,都有 $|Wf(s_0,u)| \le |Wf(s_0,u_0)|$,并且在左右邻域都 严格满足 $|Wf(s_0,u)| < |Wf(s_0,u_0)|$,则称 (s_0,u_0) 是小波变换模|Wf(s,u)|在尺度 s_0 下的 极大点,称 $|Wf(s_0,u_0)|$ 是小波变换模|Wf(s,u)|在点 (s_0,u_0) 的模极大值;

(3) 在平面(s,u)上如果有一条曲线,使得其上每一点(s,u) 都是|Wf(s,u)|的极大点,则称该曲线为极大曲线。

对信号进行多尺度分析时,若所用小波函数为某一光滑函数的一、二阶导数时,在信号突变点处,小波变换后的系数具有极大值,故可通过对模极大值点的 检测来确定奇异点的位置。

2.3.3 小波基和分析尺度的选择

2.3.3.1 小波基的选择

由于小波函数的多种多样,针对同一个问题,用不同的小波基分析会产生不同的结果,另外同一小波函数针对不同的工程应用问题所表现出的特性也具有复杂性。这使得工程应用中,小波分析面临的一个重要问题就是最优小波基的选择。 在实际工程中一般是针对某个固定的研究对象,故通常用枚举法来选择合适的小 波。它以能有效解决问题为基本原则,也许选择的这个小波并非解决此问题的最 优小波,但只要能有效解决问题,就是合适的。

通常用小波分析方法处理信号的结果与理论结果的误差来判定小波基的好 坏。判断小波基的类型主要标准有^[65-68]:

(1) ψ(t)、ψ(ω)、φ(t)和φ(ω)的支撑长度,即紧支性。由小波基的时频特性可知当紧支集的长度增加时,小波函数的带通器带宽减少,其频域分辨率提高,故带通器带宽可通过改变支撑集大小来调整。选择小波基时,紧支撑区间越大,反映频域局部性态的能力越强,紧支撑区间越小,反映时域局部性态的能力越强,故紧支小波基是首选。

(2)对称性。对称或反对称的尺度函数和小波函数可构造紧支的正则小波基,并具备线性相位,在图像处理和信号的分解、重构时,避免图像得信号失真。在 奇异信号位置检测中不要求信号重构,可放宽对对称性的要求。

(3) ψ(t) 和 φ(t) 的消失矩阶数,消失矩太小,识别不出损伤,消失矩太大, 又会使分析结果模糊。

(4) 正则性,即小波基的可微性,一般来说足够的消失矩可保证其正则性要求。

因此,小波具有对称性则不产生相位畸变,具有较好的正则性则易于获得光 滑的重构曲线和图像,可减少误差。

2.3.3.2 分析尺度的选择

通常,当尺度 $s \rightarrow 0$ 时,小波变换能反映奇异点的局部特性,由 Lipschitz 指数 α 的计算可以看出尺度越小越能反映该点的局部特性。然而,在实际工程应用

中我们往往还需考虑噪声的影响, 白噪声的性质与信号奇异性在小波变换下具有 不同的性质:

$$\left|Wf(s,x)\right|^{2} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \sigma^{2} \delta(u-v)\psi_{s}(x-u)\psi_{s}(x-v)dudv = \frac{\left\|\psi\right\|^{2} \sigma^{2}}{s}$$
(2.16)

从上式可看出,白噪声小波变换的模平方与尺度成反比,即尺度越小,噪声小波 变换系数越大,噪声对损伤识别结果的干扰也越大,故从噪声的角度来看,分析 尺度不宜太小。考虑这两方面因素的影响,结合平时实践分析经验,一般选择尺 度范围在0.25≤s≤7。

在结构损伤识别中,能更有效地识别突变信号的位置,在选择小波基时主要 满足定区间的紧支性和足够的消失矩;在选择尺度时,一般取尺度范围为 0.25 ≤ *s* ≤ 7,这样能有效地消除噪声的影响,检测出奇异点的位置。

2.3.4 小波变换进行结构损伤位置识别的方法

小波分析方法可以通过小波变换将信号在时间轴上分解为一系列局部基函数,可对信号的局部特性进行识别。故用小波变换来分析信号的奇异性,确定奇 异信号的位置是非常方便的。文献^[69]论述了小波变换模极大值(或过零)点同信 号突变点之间的关系。

结构损伤会使结构的局部刚度发生变化,从而引起结构某些特征参数(如位 移、模态振型、模态曲率、应变等)的不规则变化或突变,其中包含着重要的损 伤信息。这些变化或者突变点在小波变换域常对应着小波变换系数模极大值点或 过零点,故可通过检测模极大值点的位置来确定结构损伤发生的位置。

用小波变换方法进行损伤位置识别主要分为以下两步: 首先根据有限元基本 原理,利用ANSYS软件建立有损伤结构的仿真模型,进行模态分析,求出结构的 模态参数; 然后选取合适的小波函数,以结构的响应信号进行小波变换,进而判 断结构是否有损伤及损伤位置。

2.4 连续小波变换在结构损伤位置识别中的应用研究

对于一个具有阻尼的多自由度系统,系统的运动方程可表示为:

[*M*]{*x*} + [*C*]{*x*} + [*K*]{*x*} = {*f*(*t*)} (2.17) 式中: [*K*]为刚度矩阵; [*M*]为质量矩阵; [*C*]为阻尼矩阵; {*f*(*t*)}为荷载向量。记, {*x*} = {*X*}*e*^{jat}},对应于以上系统的无阻尼自由振动规律可表示为:

$$[K]{\{\Phi_i\}} = \omega_i^2[M]{\{\Phi_i\}}$$
(2.18)

式中: ω_i 为第 i 阶模态的振动频率; { Φ_i }为第 i 阶模态的振型向量(特征向量)。 本文运用通用有限元软件 ANSYS 进行框架结构的模态分析,模态提取方法采用分 块兰索斯法。利用直接生成一组相互正交的向量对运动方程进行缩减,再通过求 解减缩了的运动方程的特征值问题,然后得到原系统方程的特征解。利用此方法 将平面框架进行结构有限元分析计算,可解得框架结构的基本振型和转角模态。 有限元分析中采用单元抗弯刚度 EI 降低来模拟结构损伤,损伤程度以 EI 降低的 百分比来表示,单元质量保持不变。

2.4.1 数值仿真与有限元计算模型

一单层钢筋砼框架结构如图2.3所示。结构层高3m,跨度4m,构件几何尺寸为,柱 $b \times h = 0.5 \text{m} \times 0.5 \text{m}$,梁 $b \times h = 0.3 \text{m} \times 0.6 \text{m}$ 。材料弹性模量 $E = 3 \times 10^{10} \text{Pa}$,泊松比 $\mu = 0.23$,密度 $\rho = 2600 \text{kg/m}^3$ 。框架的尺寸如图2.3所示。



图 2.3 框架结构有限元分析模型

利用有限单元法进行框架结构的模态分析时,将框架的各杆件按等长单元划 分,单元长为0.01m,有限元模型有1001个节点,1000个单元,A点处节点号为1, B点处节点号为301,C点处节点号为701,D点处节点号为1001,单元号按从 A-B-C-D的顺序依次编为1~1000。

2.4.2 模态类型的选取

通常在裂缝截面处, 有 *EI*(*x*⁺) ≠ *EI*(*x*⁻), 但结构仍必须满足变形协调条件和内 力平衡方程式:

裂缝截面处竖向位移:

$$w(x^{+}) = w(x^{-}) \tag{2.19}$$

转角:

$$\frac{dw(x^+)}{dx} = \frac{dw(x^-)}{dx}$$
(2.20)

弯矩:

$$EI(x^{+})\frac{d^{2}w(x^{+})}{dx^{2}} = EI(x^{-})\frac{d^{2}w(x^{-})}{dx^{2}}$$
(2.21)

剪力:

$$EI(x^{+})\frac{d^{3}w(x^{+})}{dx^{3}} = EI(x^{-})\frac{d^{3}w(x^{-})}{dx^{3}}$$
(2.22)

由此可知,除竖向位移 w(x) 和它的一阶导数(即转角)是连续的,其余均不连续, 即: $\frac{d^2w(x^+)}{dx^2} \neq \frac{d^2w(x^-)}{dx^2}$, $\frac{d^3w(x^+)}{dx^3} \neq \frac{d^3w(x^-)}{dx^3}$ 。在结构的模态分析中,结构各部位的 相对变形是由基本振型反映出来,如:单层框架结构的梁柱连接节点处,无论是否存 在裂缝,相对变形都很大,其对应的小波系数奇异性特征也很明显,所以不便通过 基本振型来识别结构的损伤。而在结构发生损伤(裂缝) 的部位,其转角的相对 变化量却很明显,故利用转角模态则很容易反映出梁柱及其节点附近处的损伤, 但对于柱端支座处,却难以正确判断。

通常受弯构件的弯曲变形公式为:

$$\frac{1}{\rho} = \frac{M}{EI} \tag{2.23}$$

式中: *M*为截面弯矩; *EI*为截面抗弯刚度; *ρ*为弯曲曲率半径。由式(2.23)可知, 如果出现了损伤,局部区域的抗弯刚度降低,从而使该处弯曲曲率发生变化。在小变形情况下,有

$$\frac{1}{\rho} = \frac{d^2 w(x)}{dx^2} \tag{2.24}$$

式中: x为构件长度方向坐标; w(x)为弯曲挠度。由式(2.24)知,曲率是位移的 二阶导数。对于每一阶位移模态,则必有其对应的固有曲率分布状态。这种与位移 模态对应的固有曲率分布状态称之为曲率模态。曲率模态不能直接测量,可由位 移模态, [Φ]={Φ₁,Φ₂,…,Φ_n},通过中心差分可近似计算出各点曲率模态:

$$\Phi_{i}^{"} = (\Phi_{i-1} - 2\Phi_{i} + \Phi_{i+1})/\Delta^{2}$$
 (2.25)
文中采用曲率模态进行小波变换,能克服梁柱节点和柱端

式中: △ 为测点间距。本文中采用曲率模态进行小波变换,能克服梁柱节点和柱端 支座对损伤位置识别的干扰,准确识别出结构损伤的位置。

因此,本节在运用小波方法识别框架结构的损伤位置时,采用曲率模态,并与采 用转角模态和位移模态进行了比较,考虑四种不同工况,详见表2.1,算例验证了 前者的识别效果明显优于后两者。

损伤概况		工况 损伤单元号		损伤程度	
单损伤 ^粱	梁上	1	500	0.2	
	梁柱节点附近	2	310	0.3	
多损伤	柱上	3	200, 800	0.3, 0.2	
	梁柱上	4	420, 650, 800	0.3, 0.2, 0.3	

本数值算例中使用一维连续小波变换对模态进行分析,分别采用了 Haar、 Daubechies、Morlet、Symlet、Coiflet、Meyer、Biorthogonal 及 Gaussian 小波等,进 行了多次显示模式的调整、小波函数与分解尺度等的比较。分析结果表明, Daubechies 小波与 Coiflet 小波的识别效果均比较理想,故本文采用 Daubechies 小波,它一般简 写为 dbN, N 小波的阶数,文中选用 N=6。四个损伤工况均选用第2阶振型数据,分 别采用曲率模态、转角模态和位移模态的小波变换法的识别结果见图 2.4~图 2.15 所示。灰度图(上部)中横坐标轴为采样点数,纵坐标轴为分解尺度,图中颜色不连 续处的深颜色竖条纹为所识别的损伤位置。小波系数线图(下部)中横坐标轴为采样 点数,纵坐标轴为小波系数值,小波系数的模极大值出现于所识别的损伤位置处。灰 度图与小波系数图中的"采样点数"与框架结构所划分的单元号可一一对应。



图2.6 损伤工况1的位移模态小波系数图



采样点数 图2.10 损伤工况3的曲率模态小波系数图



采样点数 图2.14 损伤工况4的转角模态小波系数图



图2.15 损伤工况4的位移模态小波系数图

可以看出:对应于损伤工况 1~4 的曲率模态小波系数的图 2.4、图 2.7、图 2.10、 图 2.13 识别效果均令人满意,不论损伤是位于梁上(损伤工况 1)、柱上(损伤工 况 3),还是位于梁柱节点附近(损伤工况 2),也不论是单损伤(损伤工况 1、2) 还是多损伤(损伤工况 3、4),小波系数的模极大值都出现在刚度损失截面处, 都能准确地识别出损伤位置;对应于四个损伤工况的转角模态小波系数的图 2.5、 图 2.8、图 2.11、图 2.14 识别效果较好,但是在柱端支座处均出现了识别误差; 而对应于各个工况位移模态小波系数的图 2.6、图 2.9、图 2.12、图 2.15 中,小波 系数的模极大值却位于梁柱节点处,损伤位置处却突变不明显。由此可见,采用 曲率模态小波变换方法能有效地识别结构损伤的位置。

2.4.3 各阶振型的曲率模态的识别精确度分析

上节中计算结果表明第2阶的曲率模态连续小波变换能很好地识别出结构的 损伤位置。本节中分析各阶曲率模态的损伤识别精确度。在框架结构中,框架梁 主要承受竖向荷载,以竖向弯曲为主要变形形式,而框架柱主要承受轴向压力,其 主要变形为轴向变形,故在分析各阶振型对于曲率模态连续小波变换的损伤位置 识别精确度影响时,选取第2阶、第9阶、第15阶、第17阶,框架各阶振型如图2.16 所示。考虑梁柱上均有损伤的情况,以损伤工况4为例,其各阶识别结果见图 2.17~2.20。灰度图(上部)中横坐标轴为采样点数,纵坐标轴为分解尺度,图中 深颜色竖条纹为所识别的损伤位置。小波系数线图(下部)中横坐标轴为采样点 数,纵坐标轴为小波系数值,小波系数的模极大值出现于所识别的损伤位置处。 灰度图与小波系数图中的"采样点数"与框架结构所划分的单元号可一一对应。



(FREQ=80.225) (FREQ=464.40) (FREQ=880.14) (FREQ=1030.3) 图 2.16 各阶位移振型图





由上述结果可见,各阶振型的曲率模态的损伤识别精确度不同:第2阶和第 9 阶的识别结果精确度较高,灰度图中的颜色深浅代表损伤程度,颜色越深,损 伤越大,从灰度图中可看出 420 号单元和 800 号单元处的颜色要深于 550 号单元, 其损伤程度大于 550 号单元,这与实际损伤工况吻合;第 15 阶识别结果中未能识 别出 800 号单元的损伤,对 550 号单元的损伤识别精确度也不高;第 17 阶识别结 果中对 420 号单元的识别精确度不高。

2.4.4 有限元模型单元划分数对识别精确度的影响

前文中提出采用曲率模态小波变换方法能有效地识别结构损伤的位置,而通 常利用曲率模态需要比较密集的测点,以便使用中心差分法求解。因此有限元模型 的单元划分将影响曲率模态对损伤的敏感度,本节研究单元划分对识别精确度的 影响。

损伤工况 5,考虑损伤发生在梁上距 B 点 1m 位置,损伤程度为 0.3,建立三 个有有限元模型,分别划分为 10 个、100 个、1000 个单元,对应损伤位置各为 5、 41、401,三个有限元模型见图 2.21。采用第 2 阶振型数据的曲率模态小波变换方 法,三个模型的损伤位置识别结果见图 2.22~2.24。



图 2.21 三个有限元模型



图2.22 损伤工况5的模型一的识别结果



由图 2.22~2.24 可以看出, 在以上三个有限元计算模型中均可以有效识别出损伤的位置, 但识别位置的敏感度不同: 模型三的敏感度最好, 401 节点处突变最为明显; 模型二的敏感度一般, 灰度图中深色条纹的宽度和小波系数图中突变的范围在 40~45 号节点之间; 模型一最不敏感, 其中灰度图的深色条纹最宽。故单元数越多, 划分得越细, 有限元计算模型的敏感度就越高, 但由于单元划分数会影响所占的计算机内存和计算速度, 本结构中划分为 1000 个单元具备足够高的敏感度。

2.5 本章小结

(1)本章概述了小波分析的理论基础,分别介绍了傅里叶变换、短时傅里叶 变换和小波变换的的基本理论。详细介绍了连续小波变换的定义和性质。并着重 介绍了两个常用的小波——Daubechies (dbN)小波和 Coiflet (coifN)小波的性质 和波形特点。

(2)本章分析了小波奇异理论在结构损伤识别中的应用研究,详细阐述了信号奇异性的性质,小波变换识别奇异点位置的方法。重点分析了小波分析方法中 评定小波类型的四个标准以及小波基和分析尺度的选择原则,并详细阐述利用小 波变换进行结构损伤位置识别的方法和步骤。

(3)以单层框架结构为研究对象,利用连续小波变换对四种不同损伤工况进行了损伤位置识别。经过多次显示模式的调整、小波函数与分解尺度等的比较,发现 Daubechies 小波与 Coiflet 小波的识别效果均比较理想。故本文中采用 Daubechies 小波系列中的 db6 小波进行分析。

(4)通过比较采用曲率模态、转角模态和位移模态的连续小波变换识别结构 损伤位置的识别结果发现:基于位移模态的小波变换方法受梁柱节点的影响而对 损伤位置不敏感;基于转角模态的小波变换方法能不受梁柱节点干扰,识别出非 支座的损伤,但却受柱端支座处刚结影响;基于曲率模态的小波变换方法识别效 果最佳,能克服前两者的不足,准确识别出结构损伤位置。

(5)为考虑不同阶振型对识别结果的影响,分析了损伤工况4中的第2阶, 第9阶,第15阶,第17阶振型的识别结果,在本算例中第2阶和第9阶的结果 更加令人满意。研究表明,采用不同阶次的模态具有不同的识别效果,在进行结构损伤识别时,应恰当选取结构模态振型的阶次。

(6)有限元模型的单元划分对识别精确度也有一定影响,本文对算例进行有限元计算时采取三种不同的单元划分,单元数分别为10个,100个,1000个,在三个有限元计算模型中均可以有效识别出损伤的位置,但识别位置的敏感度不同,故单元数越多,有限元计算模型的敏感度就越高,但由于单元划分数会影响所占的计算机内存和计算速度,本结构中划分为1000个单元具备足够高的敏感度。

第三章 基于 BP 神经网络的损伤程度识别

3.1 神经网络的基本理论

3.1.1 神经网络的特性

神经网络的全称是人工神经网络(Artificial Neural Network,简称 ANN),它 能模拟生物体中神经网络的某些结构和功能,并应用于工程领域。其着眼点在于 抽取网络中可利用的部分来克服目前计算机或其他系统不能解决的问题,而并非 利用物理器件完全复制生物体中的神经网络细胞。它是通过丰富而完善的联结由 很多神经元构成的非线性、自适应、能够进行复杂逻辑操作的动态系统。

人工神经网络由于汲取了生物神经网络的部分优点, 虽与生物神经网络有一 定不同, 但它具有一些固有的特性^[70]:

(1)在结构上 ANN 与计算机本质有所不同,它是由互相连接的很多小的处理单元组成,每个单元的功能简单,但通过集体的、并行的活动大量简单的处理单元能得到预期的识别与计算结果,并具有较快的速度。

(2) ANN 拥有强大的容错性能,即少数或局部的神经元受损后,对全局不 会造成太大影响。

(3) ANN 在神经元之间的连接权值上存储记忆的信息,是分布式的存储方式,从单个权值中看不出存储的信息内容。

(4) ANN 还具有强大的学习功能,它可通过学习得到连接权值和连接结构。

神经网络通常由大量个神经元组成,每个神经元只有一个输出,而每个神经 元的输入有多个连接通路,每个连接通路对应于一个连接权系数。从实质上,神 经网络是具备下列性质的一个有向图:

(1) 各个节点上有一状态变量 x_i ;

(2)节点 i 到 j 有一个连接权系数 w_{ii} ;

(3) 各节点有一个阈值 θ_i ;

(4) 每一节点定义一个变换函数 $f_j[x_i, w_{ji}, \theta_j(i \neq j)]$,最常见的情形为

$f\left(\sum_{i} w_{ji} x_{i} - \theta_{j}\right).$

3.1.2 神经网络模型

神经网络的模型各种各样,从各种角度对生物神经系统进行了不同层次的描述和模拟。其中有代表性的网络模型有感知器、多层映射 BP 网络、RBF 网络、

双向联想记忆(BAM)、Hopfield 模型等,但不论是哪一种模型,其整体性能主要 取决于三大方面,即神经元结构模型、神经网络的互连模式一拓扑结构和为适应 环境而改善性能的学习规则。

3.1.2.1 神经元结构模型

神经元是神经网络的基本处理单元,一般为一个多输入、单输出的非线性器件, 其通用的结构模型如图 3.1 所示。



图 3.1 神经元结构模型

$$\tau \frac{du_i}{dt} = -u_i(t) + \sum w_{ij} x_j(t) - \theta_i$$
(3.1)

$$y_i(t) = f\left[u_i(t)\right] \tag{3.2}$$

其中, u_i 为神经元 i 的内部状态, θ_i 为阈值, x_j 为输入信号, w_{ji} 表示与神经元 x_j 连接的权值, s_i 表示某一外部输入的控制信号。

通常用一阶微分方程来描述神经元模型,它可以模拟生物神经网络突触膜电位 随时间变化的规律。神经元的输出由函数表示,利用以下函数表达式来表现网络 的非线性特征,其主要有以下三种类型:阈值型(为阶跃函数),分段线性型,S 型函数。S型函数反映了神经元的饱和特性,且其连续可导,调节曲线的参数可 以得一类似阈值函数的功能,应用广泛。

3.1.2.2 神经网络的互连模式

按连接方式的不同神经网络的神经元之间的连接可分为以下几种形式[79]:

(1)前向网络,每一层的神经元后面的层对前面的层没有信号反馈,只接受来自前一层神经元的输入。输入模式经过各层次的顺序传播,在输出层上输出。 感知器网络和 BP 网络均属于此。

(2)有反馈的前向网络,从输出层对输入层信息有反馈,可用于存储某种模式序列。神经认知机和回归 BP 网络均属于此种类型。

(3)层内有相互结合的前向网络,通过层内神经元的相互结合,可以实现同一层内的神经元之间的横向抑制或兴奋机制。

(4)相互结合型网络,即全互连或部分互连,此网络中任意两个神经元之间都可能有连接,网络处于一种动态变化的状态。如 Hopfield 网络和 Boltzmann 机均属于此种类型。

3.1.2.3 学习规则

在神经网络中,学习规则是为了获得满意的系统性能而修正权值的一个算法, 现有的学习规则大体上可分为三类:

(1)相关规则,仅根据连接之间的激活水平改变权系。

(2)纠错规则,依赖关于输出结点的外部反馈来改变权系,使实际结点的输 出与外部的期望输出一致。

(3) 无导师学习规则,学习表现为自适应于输入空间的检测规则。

目前比较常用的基本学习规则有: D.D.Hebb 学习规则、感知器的学习规则、 δ学习规则、Widrow-Hoff 学习规则、相关学习规则、Winner-Take-All(胜者为王) 学习规则、内星和外星学习规则、随机训练算法、梯度下降算法等。

3.1.3 神经网络的学习和工作方式

通过向环境学习获取知识并改进自身性能是神经网络的一个重要特点,通常 按某种预定的度量通过调节自身参数(如权值)随时间逐步达到性能的改善,按 环境所提供的信息的多少其学习方式可分为三种^[71]:

(1)监督学习,又称有教师学习,此学习方式需要外界提供一个"教师", 即对一组给定的输入提供应有的输出结果(正确答案)。这组已知的输入-输出数据就是训练样本集,其学习系统根据已知输出与实际输出之间的差值(误差信号) 对系统参数进行调节。

(2)非监督学习,也称无教师学习,完全按照环境所提供数据的某些统计规律,学习系统会调节自身参数或结构,来表示外部输入的某种固有特征。

(3)再励学习,即强化学习,它介于上述两种情况之间,通过强化那些受奖 励的动作来达到学习系统改善自身性能的目的。

而神经网络的工作方式主要是由以下两个阶段组成:

(1)学习期:神经元间的连接权值还不固定,可由学习规则进行修改,达到目标(或称准则)函数最小的目标。

(2) 工作期: 连接权值不变, 由网络的输入得到相应的输出。

3.2 BP 网络及 MATLAB 神经网络工具箱

BP 网络即反向传播网络,全称为 Back-Propagation Network,是利用非线性可 微分函数进行权值训练的多层神经网络。由于其结构简单、可塑性强、数学意义 明确,广泛应用于各个领域。BP 网络是在感知器中加入广义δ-算法进行学习之后 发展起来的,它采用类似"黑盒"的方法,通过有导师学习和记忆,模拟输入和 输出间的特征关系(映射),比较适合自变量与因变量间无理想数学表达式的复杂 系统。1987 年 Hecht-Nielsen 指出它可实现输入的任意函数,并提出隐层节点的数 目为 2N+1, 其中 N 为输入层的节点数^[72]。

3.2.1 BP 网络模型及其学习

BP 网络由 BP 神经元相互连接而成, BP 神经元与其他神经元类似, 其不同的 是 BP 神经元的传输函数为非线性函数, 最常用的是 logsig 和 tansig 函数, 有的输 出层也采用线性函数 (purelin)。其输出为

$$a = \log sig(Wp + b) \tag{3.3}$$

BP 网络一般为多层神经网络,主要包括输入层、隐含层和输出层,相邻层之间为 单向完全连接,其每一层的神经元状态只影响下一层的神经元状态。

BP 网络学习过程分为两个阶段:先由输入层把信息向前传递到隐含层节点, 然后由激活函数作用,再由隐含层的输出传递到输出层节点,从而输出结果(即 正向传播);再对输出信息和期望目标值进行比较后将误差沿原路径返回,通过修 改不同层间的各节点连接权值,使误差减小(即逆向传播),如此反复进行,直至 误差满足设定要求。



图3.2 多层前馈神经网络的拓扑结构图

图 3.2 是含一个隐含层的三层网络拓扑结构,它由输入层 X (m 个节点),隐 含层 H (k 个节点)和输出层 Y (n 个节点)组成,对应的激活函数 f(x)取 Sigmoid 函数形式,即

$$f(x) = 1/(1 + e^{-x})$$
(3.4)

对于输入样本 $X = (x_1, x_2, L, x_m)$,其相应的网络输出目标矢量 $Y = (y_1, y_2, ..., y_n)$ 。 学习的目的是用网络的每一次实际输出 $Y_s = (y_{s1}, y_{s2}, ..., y_m)$ 与目标矢量Y之间的 误差,通过梯度下降法来修改网络权值与阈值,使网络输出层的误差平方和达到 最小,从而使输出在理论上逐渐接近目标。

3.2.2 BP 算法

BP 算法是建立在梯度下降法的基础上,在导师指导下,适应于多层神经元网络的一种学习^[73]。BP 算法主要包括正向传播阶段和误差反向传播阶段两个阶段。 训练一个 BP 网络,首先在正向传播阶段计算网络加权输入矢量以及网络输出和 误差矢量,然后求得误差平方和。其步骤可概括如下:选定权系数初值;重复上 述过程直到收敛,即当所训练矢量的误差平方和小于误差目标,训练停止。否则, 在输出层计算误差变化,采用反向传播学习规则来调整权值,并不断重复此过程。

3.2.3 BP 网络的局限性及其算法改进

在人工神经网络的应用中, BP 网络及其变化形式是采用得很多的网络模型, 然而这并不表示 BP 网络完美无缺。由于 BP 算法存在收敛速度慢、局部极值和难 以确定隐层和隐节点的个数等缺点,这使得 BP 网络也存在一定的局限性^[73]:

(1)学习率与稳定性的矛盾:梯度算法进行稳定学习时要求的学习率较小, 这就使得学习过程中的收敛速度很慢。动量法通常比简单的梯度法快,它可以在 保证学习稳定的同时采用较高的学习率,但对于多数实际应用仍然显得不足。

(2)学习率的选择缺乏有效的方法:对于线性网络,学习率选得过大时会导致学习不稳定,反之以会导致学习时间过长,同样对于非线性网络,选择学习率也是一件较困难的事情。

(3)训练过程可能陷于局部最小:理论上多层 BP 网络可以实现线性和非线性函数的映射,克服了感知器和线性神经网络的局限性,但实际应用时在网络的训练过程中也可能找不到某个具体问题的解,如在训练过程中陷入局部最小的情况。

(4)没有确定隐层神经元娄和有效方法:如何确定多层神经网络隐层的神经 元娄和也是一个很重要的问题,隐层神经元太少会导致网络"欠适配",太多又会 导致"过适配"。

为了克服 BP 网络的上述的局限性,研究人员对 BP 算法从两个方面进行了改进: 一是采用启发式学习方法,二是采用更有效的优化算法。

针对网络容易陷入局部极小值的缺陷,研究人员提出动量法^[74]。该方法降低 网络对于误差曲面局部细节的敏感性,有效地抑制网络陷于局部极小。其改进算 法为:

$$w(k+1) = w(k) + \alpha \left[(1-\eta) D(k) + \eta D(k-1) \right]$$
(3.5)

其中 w(k) 即可表示单个的权值,也可表示权值向量。 $D(k) = -\frac{\partial E}{\partial w(k)}$ 为 k 时刻的负

梯度。D(k-1)为k-1时刻的负梯度。α为学习率,α>0。η为动量因子,0≤η<1, 一般取 0.95 左右。动量法的实质是将最后一次权值变化的影响,通过一个动量因 子来传递。此法所加的动量项相当于阻尼项,减少学习过程中的振荡趋势,从而 改善了收敛性。

针对于收敛速度慢的缺点,研究人员提出了自适应调整学习率的改进算法:

$$w(k+1) = w(k) + \alpha(k)D(k)$$
(3.6)

$$\alpha(k) = 2^{\lambda} \alpha(k-1) \tag{3.7}$$

$$\lambda = sign[D(k)D(k-1)]$$
(3.8)

当连续两次迭代其梯度方向相同时表明下降速度太慢,这时可使步长加倍;当连

续两次迭代方向相反时,表明下降过头,这时可使步长减半,从而大大缩短学习 时间。

3.2.4 MATLAB 神经网络工具箱

神经网络工具箱是在 MATLAB 环境下所开发的许多工具箱之一,包含了很多 现有神经网络的新成果,本文利用 MATLAB 神经网络工具箱中 BP 网络模型,通 过调用函数 Traingdx 来实现自适应学习。其中,当采用动量法训练时(函数 Traingdm), BP 算法可以找到更优的解;当采用自适应学习速率法训练时(函数 Traingda), BP 算法可以缩短训练时间。而函数 Traingdx 则结合了这两种方法来 训练 BP 网络。其参数包括学习初始速率(默认值 0.01),学习速率增加的比率 和减少的比率,以及动量常数和最大误差比率^[73]。

当训练达到了最大的训练次数,或网络误差平方和降到期望误差之下时,网 络终止学习。先给自适应学习速率一个初始值,然后利用乘法使之增加或减少, 以保持学习速度快而且稳定,由定义在 0~1 之间的动量来指定动量的大小,由误 差比率来限制单次训练中可能增加的误差,如果误差上升超过该误差比率,则舍 弃新的权值,并暂时不使用动量。

3.3 利用 BP 网络神经网络识别损伤程度的步骤和输入参数的选取

在确定结构损伤位置后,利用BP神经网络进行结构损伤程度识别的步骤为:

(1) 建立结构有限元模型,计算出该结构在不同损伤程度下的前几阶频率 下降率,为构造样本做好准备;

(2)构造神经网络样本,一个样本包括一列输入向量与相对应的一列输出向量。输入向量在本文中使用的是前6阶频率下降率,输出向量则为损伤程度。输出向量的每个分量的数值表示相对应的单元损伤程度的大小,如果为0,则表示与该分量对应的单元没有损伤;

(3) 神经网络的训练,对所选取的输入向量即损伤指标,构造相应的BP神 经网络。将训练样本输入相应的网络中进行学习训练至一定的精度;

(4) 神经网络的测试,将测试样本送入相应的网络中,对网络的泛化性能进行测试,检验网络对损伤的识别效果。

利用神经网络来进行损伤程度识别,其基本原理是根据由数值求解法(如有限元法)或实测方法获得的结构物理量,来构造输入参数,并以结构的损伤作为输出参数,这些输入输出对即训练样本。通过一定数量的训练样本让网络学习, 形成记忆,从而实现从输入参数(如结构频率向量等)到输出参数(如结构损伤 程度等)之间的非线性映射,进而求得反问题的解。

损伤程度的标定对损伤标识量的要求非常严格,故运用神经网络对损伤程度

进行识别,对输入参数最大的要求就是要测量精度高。故输入参数必须是对结构 损伤非常敏感的结构特性参数,才能有效地进行损伤程度识别。除此之外,作为 输入参数还应具有提取方便、受环境干扰影响小等特点。所以设计神经网络时首 先需要解决的问题是损伤标识量的选择。

结构物理参数的改变是结构损伤主要表现形式。由于结构模态参数(固有频 率、振型和模态阻尼等)是结构物理参数(质量、刚度、阻尼)的函数,所以它 的变化也能反映出结构损伤。若能利用现代测试技术准确地测出这些模态参数的 变化,则可反演出结构损伤状况。随着结构测试技术的发展,结构的固有频率、 模态振型和模态阻尼都能很容易测出。其中低阶频率的测试精度很高,可以达到 0.1%,甚至更高;模态振型的测量误差较大,达10%甚至更高;而模态阻尼的测试 误差也较大。故在实际工程应用上,基于频率的结构损伤识别方法引起研究者们 的重视。频率是结构刚度与质量的函数,是一个整体量。由于结构某个构件或某 一部分发生损伤都会造成结构刚度或质量的变化,导致结构固有频率的变化,故 频率的变化量是结构损伤程度的函数,因此通过频率的变化量理论上是可以判断 结构的损伤程度的。在频谱分析时加入适当的窗函数,其分析精度可以达到万分 之一甚至更高,此分辨精度可以很好地将损伤带来的频率变化反映出来^[79]。比较 之下,本章利用 BP 网络神经网络识别损伤程度时输入参数选取频率类参数。

3.4 数值仿真算例分析

仍以第二章的单层框架为例分析,由上一章中基于曲率模态的连续小波变换 法已经准确识别出了损伤工况 1~4 中各损伤的位置,现分析基于频率类参数的 BP 神经网络对损伤程度的识别情况。

3.4.1 损伤程度识别

(1) 单个单元损伤情况

损伤工况1和损伤工况2均为单个单元发生损伤的情况。经前面的分析已确 定出损伤位置。取可能损伤程度为 EI 损失 10%、35%、60%、85%四种情况进行 网络训练。构造损伤单元所有可能的损伤程度组合,并计算结构的前六阶频率变 化率。对于1个单元损伤,训练样本组为4组。具体组合情况如表3.1 所示。

损伤工况号	损伤组合	1	2	3	4
1	500 号单元损伤程度(%)	10	35	60	85
2	310 号单元损伤程度(%)	10	35	60	85

表 3.1 单个单元损伤时的损伤组合情况

神经网络训练样本选用前六阶频率变化率,网络训练输入向量维数为六维, 输出向量为一维,即单元的损伤程度 y3。构造一个3层网络,隐层神经元通过反复 试算,发现取 6 个时训练速度与精度最好。用前述的 4 个损伤样本作为输入训练 网络,然后用损伤工况 1 和损伤工况 2 构造的样本来测试网络,网络测试结果如 表 3.2 所示。

损伤工况号	损伤单元号	实际损伤程度 Δ_{l}	BP网络输出结果Δ ₂	相对误差(%) $E = \Delta_2 - \Delta_1 / \Delta_1$
1	500	0.2	0.2004	0.20
2	310	0.3	0.2992	0.27

表3.2 损伤工况1和工况2的网络测试结果

(2) 二个单元损伤情况

损伤工况 3 为 2 个单元发生损伤的情况。经前面分析已经确定出损伤位置。 同样取可能损伤程度为 *EI* 损失 10%、35%、60%、85%四种情况进行网络训练。 构造损伤单元所有可能的损伤程度组合,并计算结构的前六阶频率变化率。对于 2 个单元损伤,训练样本组为 4×4=16 组。具体组合情况如表 3.3 所示。

				-												
损伤组合	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
200 号单元 损伤程度(%)	10	10	10	10	35	35	35	35	60	60	60	60	85	85	85	85
800 号单元 损伤程度(%)	10	35	60	85	10	35	60	85	10	35	60	85	10	35	60	85

表 3.3 两个单元损伤时(损伤工况 3)的损伤组合情况

神经网络训练样本选用前六阶频率变化率,网络训练输入向量维数为六维,输出向量为二维,即单元损伤程度向量(y200, y800)。构造一个3层网络,隐层神经 元通过反复试算,发现取6个时训练速度与精度最好。用前述的16个损伤样本作为 输入训练网络,然后用损伤工况3构造的样本来测试网络。网络测试结果如表3.4 所示。

表3.4	损伤T	〔况3的	网络	测试结果
43.3.4	까까그	- クレン リリ	1 2 2 2 1	闪闪沉不

损伤工况号	损伤单元号	实际损伤程度 Δ_1	BP网络输出结果Δ ₂	相对误差(%) $E = \Delta_2 - \Delta_1 / \Delta_1$
2	200	0.3	0.2995	0.17
3	800	0.2	0.1998	0.10

(3) 三个单元损伤情况

损伤工况 5 为 3 个单元发生损伤的情况,经前面的分析已确定出损伤位置。 取可能损伤程度为 EI 损失 10%、35%、60%、85%四种进行网络训练。构造损伤 单元所有可能的损伤程度组合,并计算结构的前六阶频率变化率。对于 3 个单元 损伤,训练样本组为 4×4×4=64 组。具体组合情况如表 3.5 所示。

损伤组合	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
420 号单元 损伤程度 (%)	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
650 号単元 损伤程度 (%)	10	10	10	10	35	35	35	35	60	60	60	60	85	85	85	85
800 号单元 损伤程度 (%)	10	35	60	85	10	35	60	85	10	35	60	85	10	35	60	85
损伤组合	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32
420 号单元 损伤程度 (%)	35	35	35	35	35	35	35	35	35	35	35	35	35	35	35	35
650 号単元 损伤程度 (%)	10	10	10	10	35	35	35	35	60	60	60	60	85	85	85	85
800 号単元 损伤程度 (%)	10	35	60	85	10	35	60	85	10	35	60	85	10	35	60	85
损伤组合	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48
420 号单元 损伤程度 (%)	60	60	60	60	60	60	60	60	60	60	60	60	60	60	60	60
650 号甲兀 损伤程度 (%)	10	10	10	10	35	35	35	35	60	60	60	60	85	85	85	85
800 号单元 损伤程度 (%)	10	35	60	85	10	35	60	85	10	35	60	85	10	35	60	85
损伤组合	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64
420 号单元 损伤程度 (%)	85	85	85	85	85	85	85	85	85	85	85	85	85	85	85	85
650 号单元 损伤程度 (%)	10	10	10	10	35	35	35	35	60	60	60	60	85	85	85	85
800 号单元 损伤程度 (%)	10	35	60	85	10	35	60	85	10	35	60	85	10	35	60	85

表 3.5 三个单元损伤时(损伤工况 4)的损伤组合情况

神经网络训练样本选用前六阶频率变化率,网络训练输入向量维数为六维,

输出向量为三维,即单元的损伤程度(y420, y650, y800)。构造一个3层网络,隐层神 经元通过反复试算,发现取10个时训练速度与精度最好。用前述的64个损伤样本 作为输入训练网络,然后用工况5构造的样本来测试网络。网络测试结果如表3.6 所示。

损伤工况号	损伤单元号	实际损伤程度 Δ_1	BP网络输出结果Δ ₂	相对误差(%) $E = \Delta_2 - \Delta_1 / \Delta_1$
	420	0.3	0.3000	0
4	650	0.2	0.2003	0.15
	800	0.3	0.3006	0.20

表3.6 损伤工况4的网络测试结果

由表3.2、表3.4、表3.6可以看出,基于频率类参数的BP神经网络能够很好地 识别上述四个损伤工况中的损伤程度:损伤工况4中第420号单元识别结果最准确, 相对误差为0;最大相对误差发生在损伤工况2,其值为0.27%,识别效果令人满意。

3.4.2 随机噪声对损伤程度识别精度的影响

上述识别结果在未考虑误差影响时效果非常好,但是由于各种因素的影响,可能使得实测数据中存在误差。为了考虑实测数据的误差影响,在计算实际损伤 工况的样本时,在频率数据中加入随机噪声。前文中在确定 BP 神经网络识别损 伤程度的输入参数选择中提到低阶频率的测试精度很高,可以达到 0.1%,甚至更 高。故取噪声水平分别为 0.2%, 0.6%, 1%, 5%。则损伤工况 1~4 在四个不同的 噪声水平下的网络测试结果如表 3.7~表 3.10 所示。

损伤工况号	损伤单元号	实际损伤程度∆ ₁	BP网络输出结果Δ ₂	相对误差(%) $E = \Delta_2 - \Delta_1 / \Delta_1$
1	500	0.2	0.2008	0.40
2	310	0.3	0.2990	0.33
2	200	0.3	0.3011	0.37
5	800	0.2	0.1988	0.60
	420	0.3	0.3004	0.13
4	650	0.2	0.1991	0.45
	800	0.3	0.3014	0.47

表3.7 噪声水平0.2%时的损伤识别结果

损伤工况号	损伤单元号	实际损伤程度Δι	BP网络输出结果Δ ₂	相对误差(%) $E = \Delta_2 - \Delta_1 / \Delta_1$
1	500	0.2	0.2013	0.65
2	310	0.3	0.3016	0.53
•	200	0.3	0.3025	0.83
ز	800	0.2	0.1978	1.10
	420	0.3	0.3012	0.40
4	650	0.2	0.2014	0.70
	800	0.3	0.2971	0.97

表3.8 噪声水平0.6%时的损伤识别结果

表3.9 噪声水平1%时的损伤识别结果

损伤工况号	损伤单元号	实际损伤程度∆1	BP网络输出结果Δ ₂	相对误差(%) $E = \Delta_2 - \Delta_1 / \Delta_1$
1	500	0.2	0.2026	1.30
2	310	0.3	0.3032	1.07
3	200	0.3	0.3037	1.23
	800	0.2	0.2032	1.60
	420	0.3	0.3031	1.03
4	650	0.2	0.1965	1.75
	800	0.3	0.2965	1.17

损伤工况号	损伤单元号	实际损伤程度 Δ_l	BP网络输出结果Δ ₂	相对误差(%) $E = \Delta_2 - \Delta_1 / \Delta_1$
1	500	0.2	0.2123	6.15
2	310	0.3	0.3094	3.13
3	200	0.3	0.3107	3.57
	800	0.2	0.1914	4.30
	420	0.3	0.3127	4.23
4	650	0.2	0.2079	3.95
	800	0.3	0.3166	5.53

表3.10 噪声水平5%时的损伤识别结果

从表3.7~3.10中明显看出,各工况中单元的损伤程度识别相对误差随着噪声水 平从0.2%到5%,逐渐增大。在噪声水平为0.2%时识别效果最好,最大相对误差发 生在工况3中的800号单元,其相对误差都只有0.6%;噪声水平为0.6%最大相对误 差仍发生在工况3中的800号单元,其值为1.1%;噪声水平为1%最大相对误差发生 在工况4中的650号单元,其值为1.75%;而当噪声水平达到5%时,各工况中的相 对误差明显增大,其最大相对误差值为6.15%,出现在损伤工况1中,其余工况中 相对误差也均大于3.0%。

为了从平均意义上考察损伤程度识别相对误差与噪声水平的关系,定义平均 相对误差 E 为各噪声水平下各工况中所有单元的相对误差平均值,即:

$$\overline{E} = \frac{\sum_{i=1}^{7} E_i}{1+1+2+3}$$
(3.17)

则各噪声水平下的平均相对误差如表 3.11 所示。从表中可以看到,程度识别误差 随噪声水平的增加而呈递增趋势。

噪声水平	0.2%	0.6%	1%	5%		
平均相对误差(%)	0.39	0.74	1.31	4.41		

表3.11 各噪声水平下的损伤识别平均相对误差

3.4.3 不同损伤样本点数对损伤程度识别精度的影响

上述损伤程度识别的计算训练样本均是取每个单元4种可能损伤程度(10%、 35%、60%、85%),即4个样本点。现分析不同样本点数对程度识别结果的影响。 以本文中的损伤工况1~4为例,噪声水平取为1%,分别对取3、4、5、6、7、8 个样本点的情况进行了研究。这几种样本点数分别对应以下损伤程度:

3个样本点	(30%,60%,90%)
4 个样本点	(10%,35%,60%,85%)
5个样本点	(10%,30%,50%,70%,90%)
6个样本点	(15%,30%,45%,60%,75%,90%)
7 个样本点	(5%,20%,35%,50%,65%,80%,95%)
8个样本点	(5%,15%,25%,35%,45%,55%,65%,75%)

各工况在取不同样本点数时的样本组合数见表 3.12,不同样本点数对程度识别的 结果见表 3.13~3.18。

样本点	(数	3	4	5	6	7	8
	工况 1	3	4	5	6	7	8
样本	工况 2	3	4	5	6	7	8
组合数	工况 3	9	16	25	36	49	64
	工况 4	27	64	125	216	343	512
		表3.13	样本点数为3个	时的损伤	i识别结果		
	// .v					相对误	差(%)
损伤工况号 	损伤单	元号	实际损伤程度Δ ₁ BP⊠		BP网络输出结果Δ ₂	$E = \Delta $	$_2 - \Delta_1 / \Delta_1$
1	500)	0.2		0.2038		1.90
2	310		0.3		0.3049		1.63
2	200)	0.3		0.3051		1.70
3	800)	0.2		0.2045		2.25
	420)	0.3		0.3047		1.57
4	650)	0.2		0.1957	2	2.15
	800)	0.3		0.2942		1.93

表3.12 样本组合数

揭伤于况县	坦佐的元日	☆际坦佐租商▲	DD网络绘山结用A	相对误差(%)
<u> </u>	预切 平 九 5	关阶狈忉柱度Δ <u>1</u>	BP网络蒯西结末42	$E = \left \Delta_2 - \Delta_1 \right / \Delta_1$
1	500	0.2	0.2026	1.30
2	310	0.3	0.3032	1.07
2	200	0.3	0.3037	1.23
3	800	0.2	0.2032	1.60
	420	0.3	0.3031	1.03
4	650	0.2	0.1965	1.75
	800	0.3	0.2965	1.17

表3.14 样本点数为4个时的损伤识别结果

相对误差(%) 损伤工况号 损伤单元号 实际损伤程度 Δ_1 BP网络输出结果 Δ_2 $E = \left| \Delta_2 - \Delta_1 \right| / \Delta_1$ 1 500 0.2 0.2024 1.20 2 310 0.3 0.3030 1.00 200 0.3 0.3034 1.13 3 800 0.2 0.2029 1.45 420 0.3 0.3027 0.90 4 650 0.2 0.1969 1.55 800 0.3 0.2971 0.97

表3.15 样本点数为5个时的损伤识别结果

揭伤工况是	揭伤单元县	立际揭伤 租 亩 ∧	DD网伙給山44田A.	相对误差(%)
预历工化 5	预历年九号	关阶坝忉柱度Δ	BP网络制西结苯Δ2	$E = \left \Delta_2 - \Delta_1 \right / \Delta_1$
1	500	0.2	0.2021	1.05
2	310	0.3	0.3028	0.93
2	200	0.3	0.3029	0.97
3	800	0.2	0.2025	1.25
	420	0.3	0.3022	0.73
4	650	0.2	0.1973	1.35
	800	0.3	0.2976	0.80

表3.16 样本点数为6个时的损伤识别结果

表3.17 样本点数为7个时的损伤识别结果

损伤工况号	损伤单元号	实际 揭伤程度∧,	BP网络输出结里A。	相对误差(%)
	顶顶干泥 切	关际顶切住反凸	DI 网络袖山珀米Δ2	$E = \left \Delta_2 - \Delta_1 \right / \Delta_1$
1	500	0.2	0.2019	0.95
2	310	0.3	0.3025	0.83
2	200	0.3	0.3022	0.73
3	800	0.2	0.2023	1.15
	420	0.3	0.3017	0.57
4	650	0.2	0.1978	1.10
	800	0.3	0.2981	0.63

损伤工况号	损伤单元号	实际损伤程度 Δ_1	BP网络输出结果 Δ_2	相对误差(%) $E = \Delta_2 - \Delta_1 / \Delta_1$
1	500	0.2	0.2015	0.75
2	310	0.3	0.3023	0.77
2	200	0.3	0.3019	0.63
٤	800	0.2	0.2017	0.85
	420	0.3	0.3025	0.83
4	650	0.2	0.1981	0.95
	800	0.3	0.2980	0.67

表3.18 样本点数为8个时的损伤识别结果

由表 3.13~3.18 可以看出, 各工况中识别的相对误差总体上是随是随损伤点个数的增加而减小的。为从平均意义上考察损伤程度识别相对误差与样本点数的关系, 将各工况中各单元的平均相对误差与样本点数的关系列于表 3.19 中。

	表	3.19 不同样	羊本点数的识别	则平均相对误	差	
样本点数	3	4	5	6	7	8
平均相对误 差(%)	1.88	1.31	1.17	1.01	0.85	0.78

由表 3.19 可以看出,随着损伤样本点的增加,其平均相对误差也是呈递减的 趋势:取 3 个样本点时,其平均相对误差值为 1.88%,取 4 个样本点时平均相对 误差为 1.31%,而当样本点数增加到 8 个,其平均相对误差值为 0.78%。但同时从 表 3.12 中我们也可看到:当样本点数为 3 个时,对于工况 2 两个单元损伤的情况, 其样本组合数为 9 组,工况 3 三个单元损伤时样本组合数达到 27 组;当样本点数 增加为 8 个时,对于工况 2 两个单元损伤的情况,其样本组合数为 64 组,工况 3 三个单元损伤时样本组合数达到 512 组。显而易见,样本点增多以后,虽然平均 识别误差有一定的下降,但我们所需要的样本组数也大大增加,如果损伤单元比 本例多,所需的损伤样本组数可能会增加得更加厉害。故本文建议在一般情况下 取 4 个样本点就可以了。

3.5 本章小结

(1)本章介绍了神经网络的基本特性、网络模型的结构及其学习和工作方式, 并对 BP 神经网络的模型、学习和计算原理进行了介绍。并重点分析了 BP 神经网络的局限性和其算法改进,并介绍了相应的解决方法—自适应学习率法和动量法, 给出在 MATLAB 中同时实现这两种方法的函数 Traingdx。

(2)本章分析了在确定了损伤位置的情况下,用 BP 神经网络识别损伤程度的基本步骤以及输入参数的选取问题,通过对比分析,本章选取频率类参数作为 BP 神经网络识别损伤程度的输入参数。

(3)以单层框架结构为例,用前6阶频率下降率作为BP神经网络的输入参数,分四种不同损伤工况进行了损伤程度识别。识别结果表明,BP网络能够在确定了损伤位置后有效地进行损伤程度的识别,识别结果令人满意。

(4)为考虑测量误差的影响,本章分析了加入 0.2%、0.6%、1%、5%不同噪 声水平对 BP 网络进行结构损伤程度识别的影响,分析结果表明神经网络计算结 果的相对误差随噪声水平的增大而增大,但最大没有超过 5%,还是属于令人满意 的结果。

(5)不同的损伤样本点数对计算结果是有一定影响的,本章的研究结果表明,随着损伤样本点的加密,损伤识别的平均相对误差随之降低,但降低幅度不大。 同时其损伤程度识别所需的样本组数却增加得比较多。故本文建议在一般情况下 取 4 个样本点就足够了。这样,损伤识别的样本数不是很多,而且识别精度也比 较高。

第四章 分步损伤识别方法的工程应用研究

4.1 基于小波分析和 BP 神经网络的分步损伤识别方法

由于单纯利用BP神经网络进行结构损伤识别会出现样本组合巨大甚至组合 爆炸的问题,本文提出一种基于小波分析和BP神经网络的分步损伤识别方法:首 先利用小波分析方法对损伤进行定位,然后再由BP神经网络对损伤程度进行识 别。由本文的第2章可看出利用连续小波变换可准确地进行结构损伤位置识别,而 第3章也表明利用BP神经网络可很好地识别结构的损伤程度,本章主要研究该分 步损伤识别方法的工程应用。

通常,基于小波分析和BP神经网络的分步损伤识别法进行结构的损伤识别有以下步骤:

第一步: 识别结构的损伤位置。

(1) 根据有限元基本原理,利用ANSYS软件建立结构损伤前后的仿真模型,进行模态分析,求出结构的模态参数;

(2)选取合适的小波函数,以结构的响应信号进行小波变换,进而判断结构 是否有损伤及损伤位置。

第二步:根据第一步确定的损伤位置,来识别结构的损伤程度。

(1) 根据结构有限元模型,计算出该结构在不同损伤程度下的前几阶频率 下降率,为构造样本做好准备;

(2)构造神经网络样本,一个样本包括一列输入向量与相对应的一列输出向量。输入向量用结构损伤状态下的相关参数构造,在本文中使用的是前6阶频率下降率。输出向量则为损伤程度。输出向量的每个分量的数值表示相对应的单元损伤程度的大小,如果为0,则表示与该分量对应的单元没有损伤;

(3) 神经网络的训练,对所选取的输入向量即损伤指标,构造相应的BP神 经网络。将训练样本输入相应的网络中进行学习训练至一定的精度;

(4) 神经网络的测试,将测试样本送入相应的网络中,对网络的泛化性能进行测试,检验网络对损伤的识别效果。

由前两章可以看出基于连续小波变换和 BP 神经网络的分步损伤识别方法可应用于单层框架结构,不论是对损伤位置的识别还是对损伤程度的识别,识别结果都令人满意。本章来研究这种方法应用于其它结构形式,如连续梁结构和多层框架结构,看看是否同样有效。

4.2 连续梁结构的损伤识别研究

某三跨钢筋砼连续梁结构如图4.1所示。梁为等跨度结构,每跨长均为4m,梁 截面尺寸为 $b \times h=0.3m \times 0.6m$ 。材料弹性模量 $E=3 \times 10^{10}$ Pa,泊松比 $\mu=0.23$,密度 $\rho=2600$ kg/m³。



图 4.1 三跨连续梁结构有限元分析模型

利用有限单元法进行连续梁结构的模态分析时,将连续梁按等长单元划分,单元 长为0.01m,有限元模型有1201个节点,1200个单元,A点处节点号为1,B点处节 点号为401,C点处节点号为801,D点处节点号为1201,单元号按从A-B-C-D的顺 序依次编为1~1200。本节在进行结构损伤识别时考虑四种不同工况,详见表4.1。

		4.1 现历工机 见衣	
损伤概况	损伤工况号	损伤单元号	损伤程度
的場件	1	1000	0.3
年顶顶	2	400	0.2
多损伤	3	600, 1000	0.3, 0.4
多损伤	4	200, 500, 1000	0.3, 0.2, 0.3

4.2.1 确定损伤的位置

本节利用基于曲率模态的一维连续小波变换来识别损伤的位置,先根据振型的数据通过中心差分法求得其曲率模态,采用 Daubechies 小波系列中的 db6 小波对输入信号进行分析,识别结构的损伤位置。通过分析比较,损伤工况 1、3、4 采用第 1 阶振型的数据识别效果不错,而损伤工况 2,由于其损伤位于支座处,采用前三阶振型效果不理想,而采用第 4 阶振型的数据识别效果很好,因此损伤工况 1、3、4 采用第 1 阶振型的数据来求其曲率模态,工况 2 采用第 4 阶振型来求其曲率模态。以上四个损伤工况对结构的损伤位置识别结果如图 4.2~图 4.5 所示。灰度图(上部)中横坐标轴为采样点数,纵坐标轴为分解尺度,图中颜色不连续处的深颜色竖条纹为所识别的损伤位置。小波系数线图(下部)中横坐标轴为采样点数,纵坐标轴为小波系数值,小波系数的模极大值出现于所识别的损伤位置处。灰度图与小波系数图中的"采样点数"与连续梁结构所划分的单元号可一一对应。

对应于损伤工况 1~4 的曲率模态小波系数的图 4.2~图 4.5 识别效果均令人满意,不论损伤是位于梁跨中(损伤工况 1)、还是位于梁支座(损伤工况 3),也 不论是单损伤(损伤工况 1、2)还是多损伤(损伤工况 3、4),小波系数的模极 大值都出现在刚度损失截面处,都能准确地识别出损伤位置。





4.2.2 确定损伤的程度

在研究了损伤的位置之后,再利用 BP 神经网络来进行损伤程度的识别。取可能损伤程度为 *EI* 损失 10%、35%、60%、85%四种情况进行网络训练。构造损伤单元所有可能的损伤程度组合,并计算结构的前六阶频率变化率。神经网络训练样本选用前六阶频率变化率,网络训练输入向量维数为六维,输出向量为 *n* 维, *n* 为损伤单元的个数。然后根据三种不同的损伤单元数分别构造三个的三层神经网络。

第一个网络:损伤工况1和损伤工况2均为单个单元发生损伤的情况,训练 样本组为4组,输出向量为一维,即单元的损伤程度ys。构造一个3层网络,隐层 神经元通过反复试算,发现取6个时训练速度与精度最好。用前述的4个损伤样 本作为输入训练网络,然后用损伤工况1和损伤工况2构造的样本来测试该网络。

第二个网络:损伤工况 3 为两个单元发生损伤的情况,训练样本组为 16 组,输出向量为二维,即单元的损伤程度 y_{s1}, y_{s2}。构造一个 3 层网络,隐层神经元通过反复试算,发现取 6 个时训练速度与精度最好。用前述的 16 个损伤样本作为输入训练网络,然后用损伤工况 3 构造的样本来测试该网络。

第三个网络:损伤工况 4 为三个单元发生损伤的情况,训练样本组为 64 组,输出向量为三维,即单元的损伤程度 y_{s1}, y_{s2}, y_{s3}。构造一个 3 层网络,隐层神经 元通过反复试算,发现取 9 个时训练速度与精度最好。用前述的 64 个损伤样本作 为输入训练网络,然后用损伤工况 4 构造的样本来测试该网络。

为了考虑实测数据的误差影响,在计算实际损伤工况的样本时,在频率数据 中加入5%的随机噪声,则各工况的网络测试结果详见表4.2。从上表中可看出,在 噪声水平为5%时,各损伤工况的损伤程度识别结果令人满意,其最大相对误差为 损伤工况1,其值为6.53%,最小为损伤工况3的600号单元,其值为3.57%,各工况 的平均相对误差为5.11%,均在可接受的误差范围之内。

损伤工况号	损伤单元号	实际损伤程度 Δ 1	BP网络输出结果Δ ₂	相对误差(%) $E = \Delta_2 - \Delta_1 / \Delta_1$
1	1000	0.3	0.3196	6.53
2	400	0.2	0.2113	5.65
3	600	0.3	0.3107	3.57
	1000	0.4	0.4169	4.23
	200	0.3	0.3169	5.63
4	500	0.2	0.2095	4.75
	1000	0.3	0.2837	5.43

表4.2 各工况在噪声水平5%时的损伤程度识别结果

由上述内容可见,基于连续小波变换和BP神经网络的分步损伤识别方法可 以很好地识别连续梁结构的损伤位置和损伤程度,其识别效果均令人满意。

4.2 多层框架结构的损伤识别研究

某四层单跨钢筋砼框架结构如图4.6所示。结构各层高均为3m,跨度4m,构 件几何尺寸为, 柱 $b \times h=0.5m \times 0.5m$, 梁 $b \times h=0.3m \times 0.6m$ 。材料弹性模量 $E=3 \times 10^{10}$ Pa, 泊松比 $\mu = 0.23$, 密度 $\rho = 2600 \text{ kg/m}^3$ 。框架的尺寸如图4.6所示。



图 4.6 四层框架结构有限元分析模型

利用有限单元法进行连续梁结构的模态分析时,将框架结构各梁柱按等长单 元分,单元长为0.01m,有限元模型有3998个节点,4000个单元。其中B1、C1、 E1、F1、G1、H1分别为柱上B、C、E、F、G、H节点上部的第一个节点,四层框 架的各层按顺时针顺序给节点和单元编号:A点处节点号为1,B点处节点号为301, C点处节点号为701, D点处节点号为1001, B1点处节点号为1002, E点处节点号为 1301, F点处节点号为1701, C1点处节点号为2000, 其余节点号依此类推, 如图 4.6中所示: 首层单元号按从A-B-C-D的顺序依次编为1~1000, 二层单元号按从 B1-E-F-C1的顺序依次编为1001~2000, 三层单元号按从E1-G-H-F1的顺序依次编 为2001~3000,四层单元号按从G1-L-M-H1的顺序依次编为3001~4000。本节在 进行结构损伤识别时考虑四种不同工况, 详见表4.3。

衣 4.3 顶切工优一见衣					
损任	ケ概 况	损伤工况号	损伤单元号	损伤程度	
	二层梁上	1	1500	0.4	
甲钡切	三层柱上	2	2200	0.3	
多损伤	梁柱上	3	500, 2800	0.3, 0.2	
多损伤	梁柱上	4	600, 800, 2500	0.3, 0.4, 0.3	

ますれたする ドキ

4.3.1 确定损伤的位置

本节利用基于曲率模态的一维连续小波变换来识别损伤的位置, 先根据振型 的数据通过中心差分法求得其曲率模态, 采用 Daubechies 小波系列中的 db6 小波 对输入信号进行分析, 识别结构的损伤位置。由框架结构的有限元模型的节点编 号我们可以看到二、三、四层的起始节点分别与下层的末结点编号具有不连续性, 即 1001 与 1002 号节点, 2000 与 2001 号节点, 2999 与 3000 号节点其位置具有不 连续性, 现分析各层间的这些位置不连续的节点对损伤位置识别的影响, 考虑无 损伤的情况, 连续小波变换对结构无损伤工况下的数据信号进行分析, 其识别结 果如图 4.7 所示。



采样点数 图4.7 无损伤工况的曲率模态小波系数图

从图 4.7 中可以看出,基于曲率模态的小波变换系数的模极大值出现在在各 节点位置不连续处,而实际上这些位置并没有损伤。考虑到这些节点位置不连续 对多层框架结构损伤位置识别的影响,本文采用分层法来进行损伤位置识别。分 层法的主要思想是把整个框架结构进行有限元模态分析后的数据,按层划分,然 后逐层进行损伤位置识别,从而避免节点位置不连续造成对损伤位置识别的干扰。 该四层框架采用分层法,分为四层进行各损伤工况的识别结果见图 4.8~4.11。

(1)损伤工况 1: 1500 号单元受损,位于二层梁跨中,采用分层法对模态数据进行连续小波变换,经过分析比较,发现此损伤工况采用第3阶振型计算的曲率模态数据识别效果较好,各层的识别结果见图 4.8。





(d) 第四层 图 4.8 损伤工况 1 的各层曲率模态小波系数图

出图 4.8 可知,在结构的各层曲率模态小波系数图中,第一、三、四层的小 波系数图几乎为一直线,小波系数的模极大值几乎全为 0,只有在梁柱刚节点处 有很细微的变化,但这对最后的损伤位置识别结果影响不大。而在第二层梁跨中 位置,小波系数的模极大值出现于此,从而准确地识别出了损伤工况 1 的损伤位 置。

(2)损伤工况 2:2200 号单元受损,位于三层的左柱距柱底三分之二处,采用分层法对模态数据进行连续小波变换,经过分析比较,发现此损伤工况采用第2阶振型计算的曲率模态数据识别效果较好,各层的识别结果见图 4.9。





由图 4.9 可知,在结构的各层曲率模态小波系数图中,第一、二、四层的小 波系数图几乎为一直线,小波系数的模极大值几乎全为 0,只有在梁柱刚节点处 有很细微的变化,但这对最后的损伤位置识别结果影响不大。而在第三层左柱距 柱底三分之二处,小波系数的模极大值出现于此,从而准确地识别出了损伤工况 2 的损伤位置。

(3)损伤工况 3: 500 号、2800 号单元受损,分别位于首层梁跨中和三层右 柱距柱底三分之二处,采用分层法对模态数据进行连续小波变换,经过分析比较, 发现此损伤工况采用第 2 阶振型计算的曲率模态数据识别效果较好,各层的识别 结果见图 4.10。



(c) 第三层



(d) 第四层

图 4.10 损伤工况 3 的各层曲率模态小波系数图

由图 4.10 可知,在结构的各层曲率模态小波系数图中,第二、四层的小波系数图几乎为一直线,小波系数的模极大值几乎全为 0,只有在梁柱刚节点处有很细微的变化,但这对最后的损伤位置识别结果影响不大。而在第一层梁跨中位置,和第三层右柱距柱底三分之二的位置,均出现小波系数的模极大值,从而准确地 识别出了损伤工况 3 的损伤位置。

(4)损伤工况 4:600 号、800 号、2500 号单元受损,分别位于首层梁距右 支座四分之一处和首层右柱距柱底三分之二处以及三层梁跨中,采用分层法对模 态数据进行连续小波变换,经过分析比较,发现此损伤工况采用第 2 阶振型计算 的曲率模态数据识别效果较好,各层的识别结果见图 4.11。



(b) 第二层



图 4.11 损伤工况 4 的各层曲率模态小波系数图

由图 4.11 可知,在结构的各层曲率模态小波系数图中,第二、四层的小波系数图几乎为一直线,小波系数的模极大值几乎全为 0,只有在梁柱刚节点处有很细微的变化,但这对最后的损伤位置识别结果影响不大。而在第一层梁距右支座四分之一处和首层右柱距柱底三分之二位置,以及第三层梁跨中的位置,均出现小波系数的模极大值,从而准确地识别出了损伤工况 4 的损伤位置。

4.3.2 确定损伤的程度

在研究了损伤的位置之后,再利用 BP 神经网络来进行损伤程度的识别。取可能损伤程度为 EI 损失 10%、35%、60%、85%四种情况进行网络训练。构造损伤单元所有可能的损伤程度组合,并计算结构的前六阶频率变化率。神经网络训练样本选用前六阶频率变化率,网络训练输入向量维数为六维,输出向量为 n 维, n 为损伤单元的个数。然后根据三种不同的损伤单元数分别构造三个的三层神经 网络。

第一个网络:损伤工况1和损伤工况2均为单个单元发生损伤的情况,训练 样本组为4组,输出向量为一维,即单元的损伤程度ys。构造一个3层网络,隐层 神经元通过反复试算,发现取6个时训练速度与精度最好。用前述的4个损伤样 本作为输入训练网络,然后用损伤工况1和损伤工况2构造的样本来测试该网络。

第二个网络:损伤工况 3 为两个单元发生损伤的情况,训练样本组为 16 组,输出向量为二维,即单元的损伤程度 y_{s1}, y_{s2}。构造一个 3 层网络,隐层神经元通过反复试算,发现取 6 个时训练速度与精度最好。用前述的 16 个损伤样本作为输入训练网络,然后用损伤工况 3 构造的样本来测试该网络。

第三个网络:损伤工况 4 为三个单元发生损伤的情况,训练样本组为 64 组,输出向量为三维,即单元的损伤程度 y_{s1}, y_{s2}, y_{s3}。构造一个 3 层网络,隐层神经 元通过反复试算,发现取 9 个时训练速度与精度最好。用前述的 64 个损伤样本作 为输入训练网络,然后用损伤工况 4 构造的样本来测试该网络。

为了考虑实测数据的误差影响,在计算实际损伤工况的样本时,在频率数据 中加入5%的随机噪声,则各工况的网络测试结果详见表4.4。

损伤工况号	损伤单元号	实际损伤程度Δ1	BP网络输出结果Δ ₂	相对误差(%) $E = \Delta_2 - \Delta_1 / \Delta_1$
1	1500	0.4	0.3823	4.43
2	2200	0.3	0.3126	4.20
2	500	0.3	0.3134	4.47
3	2800	0.2	0.2137	6.85
	600	0.3	0.3174	5.80
4	800	0.4	0.4195	4.88
	2500	0.3	0.3136	4.53

表4.4 各工况在噪声水平5%时的损伤程度识别结果

从上表中可看出,在噪声水平为5%时,各损伤工况的损伤程度识别结果令人 满意,其最大相对误差为损伤工况3的2800号单元,其值为6.85%,最小为损伤工 况2,其值为4.2%,各工况的平均相对误差为5.03%,均在可接受的误差范围之内。

4.4 本章小结

(1)本章介绍了基于小波分析和 BP 神经网络的分步损伤识别法进行结构损伤识别的基本步骤。

(2)本章利用基于小波分析和 BP 神经网络的分步损伤识别法,对不同的结构形式进行了损伤识别研究。该分步识别法对三跨连续梁结构的损伤识别效果良好,而对于四层框架结构,由于其有限元结构模型的节点位置不连续,而对损伤位置识别造成干扰,本文采取分层法,能很好地克服这一困难,通过对上述四层框架各工况的分层识别损伤位置,取得令人满意的识别效果。另外其损伤程度识别结果也较好。

结论与展望

1 本文所做的主要工作及结论

本文通过查阅国内相关文献,了解了小波分析和 BP 神经网络在结构损伤识 别中的研究和应用现状。通过对文献进行分析,指出了 BP 神经网络在应用于多 损伤时会面临组合样本巨大的困难,若能先确定损伤的位置,则能大大减少样本 数。基于此,本文提出一种分步损伤识别法,即先根据小波分析进行结构损伤位 置识别,再利用 BP 神经网络进行损伤程度识别。本文主要的工作及结论如下:

(1)本文概述了小波分析的基本理论和小波奇异理论在结构损伤识别中的应用研究,并详细阐述利用小波变换进行结构损伤位置识别的方法和步骤。以单层框架结构为研究对象,利用连续小波变换对四种不同损伤工况进行了损伤位置识别。经过多次显示模式的调整、小波函数与分解尺度等的比较,发现 Daubechies 小波与 Coiflet 小波的识别效果均比较理想。故本文中采用 Daubechies 小波系列中的 db6 小波进行分析。

(2)通过比较采用曲率模态、转角模态和位移模态的连续小波变换识别结构 损伤位置的识别结果发现:基于位移模态的小波变换方法受梁柱节点的影响而对 损伤位置不敏感;基于转角模态的小波变换方法能不受梁柱节点干扰,识别出非 支座的损伤,但却受柱端支座处刚结影响;基于曲率模态的小波变换方法识别效 果最佳,能克服前两者的不足,准确识别出结构损伤位置。

(3)为考虑不同阶振型对识别结果的影响,分析了损伤工况4中的第2阶, 第9阶,第15阶,第17阶振型的识别结果,在本算例中第2阶和第9阶的结果 更加令人满意。研究表明,采用不同阶次的模态具有不同的识别效果,在进行结构损伤识别时,应恰当选取结构模态振型的阶次。

(4)有限元模型的单元划分对识别精确度也有一定影响,本文对算例进行有限元计算时采取三种不同的单元划分,单元数分别为10个,100个,1000个,在三个有限元计算模型中均可以有效识别出损伤的位置,但识别位置的敏感度不同,故单元数越多,有限元计算模型的敏感度就越高,但由于单元划分数会影响所占的计算机内存和计算速度,本单层框架结构中划分为1000个单元具备足够高的敏感度。

(5)本文介绍了神经网络的基本特性、网络模型的结构及其学习和工作方式, 并对 BP 神经网络的模型、学习和计算原理进行了介绍。并重点分析了 BP 神经网 络的局限性和其算法改进,并介绍相应的解决方法一自适应学习率法和动量法, 给出在 MATLAB 中同时实现这两种方法的函数 Traingdx。分析了在确定了损伤位

置的情况下,用 BP 神经网络识别损伤程度的基本步骤以及输入参数的选取问题,通过对比分析,本文选取频率类参数作为 BP 神经网络识别损伤程度的输入参数。

(6)以单层框架结构为例,用前6阶频率下降率作为BP神经网络的输入参数,分四种不同损伤工况进行了损伤程度识别。识别结果表明,BP网络能够在确定了损伤位置后有效地进行损伤程度的识别,识别结果令人满意。

(7)为考虑测量误差的影响,第三章分析了加入 0.2%、0.6%、1%、5%不同 噪声水平对 BP 网络进行结构损伤程度识别的影响,分析结果表明神经网络计算 结果的相对误差随噪声水平的增大而增大,但最大没有超过 5%,结果令人满意。

(8)不同的损伤样本点数对计算结果是有一定影响的,第三章的研究结果表明,随着损伤样本点的加密,损伤识别的平均相对误差随之降低,但降低幅度不大。同时其损伤程度识别所需的样本组数却增加得比较多。故本文建议在一般情况下取 4 个样本点就足够了。这样,损伤识别的样本数不是很多,而且识别精度也比较高。

(9) 第四章利用该分步损伤识别法对不同的结构形式进行了损伤识别研究, 对三跨连续梁结构的损伤识别效果良好,而对于四层框架结构,由于其有限元结 构模型的节点位置不连续,而对损伤位置识别造成干扰,本文采取分层法,能很 好地克服这一困难,通过对上述四层框架各工况的分层识别损伤位置,取得令人 满意的识别效果。另外其损伤程度识别结果也较好。

2 进一步的研究展望

小波分析和神经网络应用于结构损伤识别是近年来的热点研究问题,但至今 为止还是很难应用于实际工程结构。本文以实际应用为目标,做了一些基于数值 试验的探索工作,并取得了一定的成果。但还是存在一些不足和尚待解决的问题:

(1)本文建立的基于模态参数的小波变换的损伤位置识别方法,侧重于理论 分析和数值仿真计算,而未进行结构损伤试验方面的研究工作,如何从试验分析 的角度去分析基于模态参数的小波变换方法在结构损伤位置识别的实际应用,有 待今后研究。

(2) 在利用 BP 神经网络进行结构的损伤程度识别过程中未考虑模型误差的 影响,而这在实际应用时是必须的,因而本文在这方面的研究还有待更进一步。

(3)在实际结构的损伤监测系统中,由于测试仪器精度和设备干扰引起测量 误差,从而使结构动、静力特性发生改变,很多情况下这种误差引起的改变甚至 会远远超过了结构损伤所引起的结构动、静力特性的改变。所以,努力提高测量 仪器的测量精度,然后用适当的方法进一步减小误差或去除噪声,才能够真正实 现对实际工程结构的损伤识别和健康监测。

参考文献

- [1] 游春华. 基于模态技术的损伤识别:[D]. 武汉:武汉大学工程力学系, 2005
- [2] 管迪华. 模态分析技术[M]. 北京:清华大学出版社, 1996
- [3] 易登军. 基于振动的大跨度桥梁结构损伤识别: [D].南京:东南大学工程力 学系, 2005
- [5] 高健. 基于模态参数的工程结构损伤识别: [D]. 南京:东南大学, 2006
- [6] Gomes A M A. On the use of modal analysis for crack identification.Proceedings of the 8th IMAC, Florida ,1990:1108-1115
- [7] Mahdom M,Samman,Mrinmay Briswas. Vibration testing for nondestructive evaluation of bridge 2:Results. Journal of Structural Engineering, ASCE, Vol.120(1),1994.269-289
- [8] Jneks W G.Squids for nondestrutive evaluation.Journal of Physics&Applied Physics,1997,30(3):293-323
- [9] 李国强,李杰.工程结构动力检测理论与应用[M].北京:科学出版社,2002
- [10] Banan M R, Hjelmstad K D. Parameter estimation of structures from static response I: computational aspects. Journal of structural Engineering, 1994, 120(11): 3243-3258
- [11] Banan M R, Hjelmstad K D. Parameter estimation of structures from static response II: computational aspects. Journal of structural Engineering, 1994, 120(11): 3259-3283
- [12] 崔飞, 袁万城,史家钧. 静态应变及位移测量的结构损伤识别法. 同济大学 学报, 2000, 28(1): 5-8
- [13] 向天宇,赵人达,刘海波.基于静力测试数据的预应力混凝土连续梁结构 损伤识别[J]. 土木工程学报,2003,36(1):79-82
- [14] 万小朋,李小聪等.利用振型变化进行结构损伤诊断的研究.航空学报, 2003,24(5):422-426
- [15] Chasalevevris A C, Papadopoulos C A. Identification of multiple cracks in beams under bending[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006,20(7):1631-1673
- [16] Pandey A K, Biswas M. Damage Diagnosis of Truss Structures by Estimation of Flexibility Change[J]. the international Journal of Analytical and

Experimental Modal Analysis, 1995,10(2):104-117

- [17] Gysin H P. Critical application of the error matrix method for localization of finite element modeling inaccuracies[J]. Proceedings of the 4th International Modal Analysis Conference, 1986,2:1339-1351
- [18] Adam R D, Cawley P, Pye C J. A vibration technique for non-destructively assessing the integrity of structure. J Mech Engng Sci, 1978, 20(2): 93-100
- [19] Cawley P, Adams R D. The location of defection structures from measurements of natural frequencies. Journal of Strain Analysis, 1979, 14(2): 49-57
- [20] Salawu O S. Detection of Structural Damage through Change in frequencies. A Review Engineering structures, 1997, 19(9): 718-723
- [21] Farrar C R, Jauregui D A. Comparative study of damage identification algorithms applied to a bridge. Smart Material Structure, 1998, 7(5): 704-719
- [22] Contursi T, Messina A, Williams E J. A multiple-damage location assurance criterion based on natural frequencies changes. Journal of Sound and Vibration, 1998, 4(5): 619-633
- [23] 周先雁, 沈蒲生. 用应变模态对混凝土结构进行损伤识别的研究. 湖南大 学学报, 1997, 24(5): 69-75
- [24] 李德葆.动态应变/应力场分析的模态法.振动与冲击,1990,30(2): 47-52
- [25] 李德葆. 实验应变模态分析原理和方法. 清华大学学报(自然科学版), 1990, 30 (2): 324-329
- [26] 李德葆.实验应变/应力模态分析若干问题的进展评述.振动与冲击, 1996,15(1):113-119
- [27] 任权,李洪升,郭杏林.基于应变模态变化率的压力管道无损检测.大连 理工大学学报,2001,41(6):648-652
- [28] Ratcliffe C P. Damage detection using a modified Laplacian operator on mode shape data. Journal of Sound and Vibration, 1978, 204(3): 505-517
- [29] Pandey A K, Biswas M, Samman M M. Damage detection from changes in curvature mode shape. Journal of Sound and Vibration, 1991, 145(2): 321-332
- [30] 李德葆, 陆秋海, 秦权. 承弯结构的曲率模态分析. 清华大学学报(自然科学版), 2002, 42(2): 224-227
- [31] 郑明刚, 刘天雄, 朱继梅等. 曲率模态在桥梁状态监测中的应用. 振动与 冲击, 2000, 19(2): 81-83
- [32] R. Kudva, C. Surace. Damage Assessment of Multiple Cracked Beams: Numerical Results and Experimental Validation. Journal of Sound and

Vibration, 1997, 206(4): 567-588

- [33] S. F. Masri, A.W. Smyth. Application of Neural Networks for Detection of Changes in Nonlinear Systems. Journal of Engineering Mechanics, 2000, 126(7): 666-676
- P. Cacciola, N. Impollonia and G. Muscolino. Crack Detection and Location in a Damaged Beam Vibrating under White Noise. Computers and Structures, 2003, 81(4): 1773-1782
- [35] G.M. Owolabi, A.S.J. Swamidas and R. Seshadri. Crack Detection in Beam Using Changes in Frequencies and Amplitudes of Frequency Response Functions. Journal of Sound and Vibration, 2003, 265(4): 1-22
- [36] J.T. Kim and N. Stubbs. Crack Detection in Beam-type Structures Using Frequency data. Journal of Sound and Vibration, 2003, 259(1): 145-160
- [37] J.T. Kim and N. Stubbs. Improved Damage Identification Method Based on Modal Information. Journal of Sound and Vibration, 2002, 252(2): 223-238
- [38] S.W. Liu, J.H. Huang and J.C. Sung. Detection of Cracks Using Neural Networks and Computational Mechanics[J]. Journal of Sound and Vibration, 2002, 275(5): 34-45
- [39] M. Sahin, R. A. Shenoi. Quantification and Localization of Damage in Beam like Structures by Using Artificial Neural Networks with Experimental Validation. Engineering Structures, 2003, 25(4): 1785-1802
- [40] Zenon Waszczyszyn, leonard Ziemianski. Neural Networks in Mechanics of Structures and Materials New Results and Prospects of Applications. Computers and Structures, 2001, 79: 2261-2276
- [41] 徐宜桂,史铁林,杨叔子.基于神经网络的结构动力模型修改和破损诊断 研究.振动土程学报,1997,10(1): 8-12
- [42] 杨英杰, 虞和济. 结构损伤状态识别的神经网络方法. 东北大学学报(自然 科学版), 1994, 15 (2): 210-214
- [43] 郭国会. 钢筋混凝土结构破损评估的神经网络方法研究[J]. 湖南: 湖南大学, 1998, 25(1):71-76
- [44] 罗跃纲,李宝家.基于神经网络的结构损伤诊断分析. 沈阳土业大学学报, 2000, 22(6): 519-521
- [45] 罗跃纲,陈长征,王占国.钢梁损伤的神经网络分析.工业建筑,2002, 32(1):55-56
- [46] 饶文碧, 吴代华. RBF 神经网络及其在结构损伤识别中的应用研究. 固体 力学学报, 2002, 23(4): 477-482

- [47] 尚钢, 饶文碧. 结构损伤识别神经网络方法研究. 武汉理工大学学报, 2002, 24(10): 61-63
- [48] 于德介. 基于 BP 神经网络与柔度变化的结构破损诊断. 振动工程学报, 2001, 14(3): 345-348
- [49] 陈伟, 翟伟廉, 姜正国. 人工神经网络技术在结构损伤诊断中的应用. 世 界地震工程, 2002, 38(1): 226-231
- [50] 王柏生, 倪一清, 高赞明. 用概率神经网络进行结构损伤位置识别. 振动 工程学报, 2001, 14(1): 60-64
- [51] 王柏生, 倪一清, 高赞明. 框架结构连接损伤识别神经网络输入参数的确定. 振动工程学报, 2000, 13(1): 138-142
- [52] 刘效尧.桥梁损伤识别的神经网络设计.华东公路, 2000,15 (1): 3-6
- [53] K M Liew, Q Wang. Application of Wavelet Theory for Crack Identification in Structures[J]. Journal of Engineering Mechanics, ASCE, 1998, 124(2):152-157
- [54] 任宜春,易伟建.基于小波分析的梁裂纹识别研究[J].计算力学学报,2005, 22(4): 399-404
- [55] 滕海文,江见鲸,霍达.基于小波变换的结构操作诊断研究[J].武汉理工大学学报,2006,28(10):58-60
- [56] 王俊, 汪凤泉, 韩晓林, 周星德. 基于小波分解的框架结构缺陷识别方法[J].振动、测试与诊断, 2002, 22(4): 317-318
- [57] 李洪泉,黄亮,吕西林. 基于小波变换的结构损伤识别与试验分析[J].土木 工程学报,2003,36(5):52-57
- [58] 管德清,黄燕.基于转角模态小波变换的平面框架裂缝识别研究[J].长沙 理工大学学报(自然科学版),2008,5(3):20-25
- [59] 管德清,黄燕. 基于转角模态小波分析的弹性地基梁损伤识别研究[J].振动 与冲击,2008,27(5):44-47
- [60] 管德清,蒋欣. 基于转角模态小波变换的连续梁损伤识别研究[J]. 长沙理 工大学学报(自然科学版),2007,4(4):29-32
- [61] 李宏男, 孙鸿敏. 基于小波分析和神经网络的框架结构损伤诊断方法[J]. 地震工程与工程振动,2003,23(5):141-148
- [62] 杨福生.小波变换的工程分析与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2001
- [63] 成礼智, 王红霞, 罗永. 小波的理论与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2004
- [64] 飞思科技产品研发中心. 小波分析理论与 MATLAB 7 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005
- [65] Mallta, S. Hwang, W. L. Singularity Detetion and Processing with wavelets.

IEEE Transaction Theory, 1992,38(3):617-643

- [66] Kuris Gurley, Ahsan Kareem. Application of wavelet transform in earthquake, wind and ocean. Engingeering Structures, 1999,21:149-167
- [67] Farge M. Wavelet transforms and their applications to turbulence. Annual, Rev Fluid Mech, 1992, 24:523-531
- [68] 康耀红. 数据融合理论与应用. 西安: 西安电子科技大学出版社,1997
- [69] Chih-Chieh Chang, Lien-Wen Chen. Damage Detection of a Rectangular Plate by spatial Wavelet Based Approach [J]. Applied Acoustics 65 (2004) 819-832
- [70] 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与 MATLAB 7 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005
- [71] 阎平凡,张长水.人工神经网络与模拟进化计算[M].北京:清华大学出版 社,2002
- [72] 袁曾任.人工神经元网络及其应用.北京:清华大学出版社,1999.
- [73] 周开利,康耀红.神经网络模型及其 MATLAB 仿真程序设计.北京:清华 大学出版社,2005
- [74] 楼顺天,施阳. 基于 MATLAB 的系统分析与设计——神经网络. 西安:西安 电子科技大学出版社,2000
- [75] 孙宗光. 基于神经网络的损伤构件及损伤程度识别[J]. 工程力学, 2006, 23(2):18-22

致 谢

本论文是在导师唐雪松教授的悉心指导和鼓励下,经过一年多的努力完成的。 不论是论文的选题、研究内容还是论文的行文方面都凝聚了导师大量的心血和精 力,在论文完成的整个过程都得到导师的耐心指导。三年来,导师唐雪松教授严 谨的治学态度、渊博的知识以及无私的奉献精神一直都在潜移默化地感染着我。 导师严谨求实、锐意创新的治学态度,渊博的知识、敏捷的思维、开阔的视野、 始终饱满的工作热情,无私奉献的精神及和蔼可亲、平易近人的待人风格使我深 受启迪,受益匪浅。在日常生活中,师母余老师也给予了诸多关心和帮助。在此 论文完成之际,我要向尊敬的导师和师母表达我衷心的感谢和深深的敬意!

同时,还要感谢陈星烨副教授,感谢他对我论文的精心指导和帮助;也感谢 其他精心授课的老师们,是你们的兢兢业业地教学,为我授业解惑,才使得我能 顺利完成学业。

感谢师兄李兆、刘文浩、南勇、向桂兵、彭崇梅,师姐谢皓,同门谭珂,以 及师妹张晓波,师弟耿帆、张寅涛,感谢他们对我的关心和帮助,与他们的相处 将是我人生最难忘最美好的回忆。

最后还要感谢我的家人,正是他们默默无闻的奉献和一直以来的支持,才使 我能安心地完成学业,论文的完成离不开他们对我的帮助和鼓励,再次向我的家 人表示深深的谢意,我将在以后的日子中努力工作,用心生活,来真心回报他们。

感谢所有关心过、帮助过我的老师、同学、及亲朋好友们,祝你们身体健康, 一生平安!

> 邓旭华 2010年4月

附录

一 攻读学位期间发表的论文

[1] 邓旭华,唐雪松.基于模态应变能和 BP 神经网络的混凝土框架结构损伤识别 研究. 交通科学与工程,2010,已录用

二 研究生学习期间参加的课题项目

- 1 参加断裂力学系列国际学术会议第五届年会
- 2 参与广州绕城高速南二环段第8合同段李家沙特大斜拉桥施工监控理论计算