

УДК 519.7

ИДЕНТИФИКАЦИЯ ДЕФЕКТОВ В УПРУГИХ ЭЛЕМЕНТАХ КОНСТРУКЦИЙ НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

© 2011 г.

А.А. Краснощеков

Донской государственной технической университет, Ростов-на-Дону

akrasnoschekov@gmail.com

Поступила в редакцию 15.06.2011

Предложен метод идентификации дефектов в упругих элементах конструкций на основе аппарата искусственных нейронных сетей (ИНС). Решена задача построения имитационной модели объекта, оптимального расположения датчиков при помощи генетического алгоритма и последующей идентификации дефекта. Исследовано применение различных архитектур и алгоритмов обучения ИНС прямого распространения, а также проведен анализ влияния погрешностей на точность определения параметров дефекта.

Ключевые слова: механика, метод конечных элементов, идентификация, нейронная сеть, генетический алгоритм.

Введение и постановка задачи

Идентификация дефектов является важнейшим аспектом в рамках эксплуатационной безопасности и функциональности упругих конструкций. Данная проблема относится к области неразрушающего контроля свойств и параметров объекта в обратных задачах механики деформируемого твердого тела [1]. Изменения в структуре материала влекут за собой изменение его динамических свойств. Одним из методов определения этих свойств является модальный анализ, в результате которого мы получаем спектр собственных частот и форм объекта исследования. Эти данные могут использоваться в целях выявления дефекта с его последующей локализацией. Практическое использование результатов модального анализа для идентификации требует нахождения зависимости между полученными данными и параметрами дефекта.

В прямой задаче рассматриваются установившиеся колебания упругого тела, которые описываются следующей краевой задачей:

$$\sigma_{ij,j} = -\rho\omega^2 u_i, \quad \sigma_{ij} = c_{ijkl} u_{k,l}, \quad i = 1, 2, 3, \quad (1)$$

$$u_i|_{S_u} = u_i^{(0)}, \quad \sigma_{ij} n_j|_{S_t} = p_i, \quad \sigma_{ij} n_j|_{S_d} = q_i, \quad (2)$$

где u_i – искомые компоненты вектора смещений, $u_i^{(0)}$, p_i , q_i – известные компоненты вектора смещений и поверхностных нагрузок, σ_{ij} и c_{ijkl} – компоненты тензоров напряжения и упругих постоянных, ρ – плотность, ω – круговая частота, S_d – внутренние поверхности трещины.

Обратная задача состоит в определении па-

раметров дефекта на основе дискретной информации, полученной в результате модального анализа (частоты и формы). В последнее время проведено множество исследований в этом направлении. Все чаще для реконструкции параметров неоднородностей используются искусственные нейронные сети (ИНС) [2–6]. В [2, 3] изучена возможность применения различных архитектур ИНС. В [4] описаны преимущества методов идентификации, не требующих предварительного построения математической модели объекта исследования. В [5] ИНС применяются для нахождения неоднородностей в объектах сложной геометрии. В [6] с помощью ИНС исследовался композитный материал на наличие дефектов.

Предложен метод, включающий в себя полный цикл проектирования ИНС для идентификации дефектов в заданном трехмерном объекте, начиная с построения модели и заканчивая схемой расположения датчиков на поверхности объекта и обученной ИНС.

Решение задачи и анализ результатов

В целях исследования в системе ANSYS® была построена трехмерная конечно-элементная (КЭ) модель балки прямоугольного сечения со сквозной трещиной, выходящей на верхнюю грань. Левый конец балки жестко зашпелен, правый – свободен. В результате пакетной обработки КЭ системой ANSYS® 980 таких балок с различным положением трещины (объектов исследования) получаем и экспортируем информацию по каждому объекту.

Основываясь на этих данных, строим обучающий набор для ИНС. Моделируя реальные условия, приходим к задаче оптимального расположения датчиков на поверхности объекта, обработки и отображения их показаний во входные данные ИНС.

Равномерное распределение датчиков на объекте может быть неоптимальным. На практике применение большого количества датчиков может оказаться невозможным из-за сложной геометрии объекта или ввиду их отсутствия. Чтобы избежать этих факторов и уменьшить вычислительную нагрузку, для расположения датчиков применим генетический алгоритм. Для проведения обучения ИНС необходимо произвести кодирование (отображение) обучающей выборки во входные векторы ИНС. Частью процедуры кодирования является нормализация данных. Под нормализацией будем понимать отображение данных на интервал $[0, 1]$.

Каждый датчик будем рассматривать как совокупность dm нейронов входного слоя, d – размерность вектора перемещений, m – количество используемых форм.

Каждая компонента вектора показаний датчика нормализуется относительно аналогичных компонент показаний того же датчика на других объектах исследования. Таким образом, если построить матрицу входных данных, где строки – векторы данных, то нормализация для каждого элемента будет проводиться по содержащим их столбцам по формуле

$$\Delta k_i^n = \frac{\Delta k_i - \Delta_{S_m^k}^{\min}}{\Delta_{S_m^k}^{\max} - \Delta_{S_m^k}^{\min}}, \quad (3)$$

где Δk_i – компонента k вектора i ($k \in x, y, z$), Δk_i^n – нормализованная Δk_i , $\Delta_{S_m^k}^{\min}$, $\Delta_{S_m^k}^{\max}$ – минимальное и максимальное значение компоненты k в множестве показаний сенсора s в форме m .

Проведен ряд испытаний, изучены различные комбинации способов кодирования входных данных, методов обучения ИНС и количества ее слоев. Исследование показало, что подготовка входных данных является краеугольным камнем в решении задачи. Наиболее успешным оказалась идентификация дефекта на основе форм колебаний. При этом была достигнута точность в 99.16% в определении глубины и 99.82% в положении дефекта. Для определения потребовалась информация о первых 5 формах, а при использовании

только трех форм точность падает многократно.

Благодаря своим свойствам ИНС позволяют проводить идентификацию на основе зашумленных данных, но для этого требуется более сложная архитектура сети.

При анализе дефекта только на основе собственных частот не удается получить существенной информации о геометрии дефекта. При их совместном использовании с формами колебаний имеет место незначительное падение точности идентификации из-за неоднородности нормализованных данных. Наиболее подходящими для задачи оказались многослойные сети, обучаемые с помощью алгоритма BackPropogation. При этом при точных показаниях датчиков наилучший результат дала четырехслойная сеть, а при наличии шума – пятислойная.

Проведенное исследование показало, что эволюционные алгоритмы могут успешно применяться для проведения идентификации дефектов в сложных конструкциях.

Автор выражает благодарность за помощь при проведении настоящего исследования профессорам Б.В. Соболю и А.Н. Соловьёву.

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проект №10-08-00839а).

Список литературы

1. Вагуйян А.О. Обратные задачи в механике деформируемого твердого тела. М.: Физматлит, 2007. 224 с.
2. Waszczyszyn Z., Ziemianski L. Neural networks in mechanics of structures and materials, new results and prospects of applications // Computers and Structures. 2001. V. 79. P. 2261–2276.
3. Соловьёв А.Н., Курбатова П.С., Сапрунов Н.И., Шевцов С.Н. Об использовании нейронных сетей в задачах определения дефектов в упругих телах // Современные проблемы механики сплошной среды: Матер. X Междунар. конф. 2006. С. 175–180.
4. Fang X., Luo H., Tang J. Structural damage detection using neural network with learning rate improvement // Computers and Structures. 2005. V. 83. P. 2151–2152.
5. LeClerc J.R., Worden K., Staszewski W.J., Haywood J. Impact detection in an aircraft composite panel. A neural-network approach // Journal of Sound and Vibration. 2007. V. 299. P. 672–682.
6. Xu Y.G., Liu G.R., Wu Z.P., Huang X.M. Adaptive multilayer perceptron networks for detection of cracks in anisotropic laminated plates // International Journal of Solids and Structures. 2001. V. 38. P. 5625–5645.

**IDENTIFICATION OF DEFECTS IN ELASTIC STRUCTURES
BASED ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS***A.A. Krasnoschekov*

A method for the identification of defects in elastic elements of structures based on artificial neural networks is presented. The problem of constructing a simulation model of the object, the optimal placement of sensors using the genetic algorithm and the subsequent identification of the defect was solved. Use of different architectures and learning algorithms of FFNN is investigated.

Keywords: mechanics, finite element method, identification, neural network, genetic algorithm.