ВЕСТНИК ЮЖНОГО НАУЧНОГО ЦЕНТРА Том 10, № 2, 2014, стр. 9–15

МАТЕМАТИКА И МЕХАНИКА

УДК 539.3:534.1

РЕКОНСТРУКЦИЯ ДЕФЕКТА НА ПОВЕРХНОСТИ ТРУБ С ПОМОЩЬЮ СОЧЕТАНИЯ МЕТОДА КОНЕЧНЫХ ЭЛЕМЕНТОВ И ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

© 2014 г. А.Н. Соловьев[1,2], З.Ч.З. Нгуен[2]

Поступила 25.12.2013

В работе рассматривается решение обратной задачи идентификации дефектов на внешней или внутренней поверхности трубы. Дефекты моделируются областями прямоугольного осевого сечения, в которых отсутствует материал, причем одна сторона сечения выходит на поверхность. Математическая модель конструкции строится в рамках линейной теории упругости. Проблема сводится к геометрической обратной задаче, в которой идентификации подлежат размеры дефекта или его объем. Дополнительной информацией для решения обратной задачи являются амплитудно-временные характеристики компонентов вектора смещений, измеренные в некоторых точках на внешней поверхности трубы. При этом рассматривается конечный фрагмент трубы, поэтому радиальное и осевое смещение измеряется в течение времени, когда волны, отраженные от концов отрезка трубы, не успевают прийти на приемник. Решение обратной задачи основано на сочетании метода конечных элементов и искусственных нейронных сетей. Процесс измерения смещений в работе моделируется нестационарным расчетом в конечно-элементном пакете ANSYS. В качестве входных данных для обучения нейронной сети используется как непосредственно фрагмент амплитудно-временной характеристики смещений, так и его образ, полученный с помощью быстрого преобразования Фурье. Используемые в работе искусственные нейронные сети являются сетями прямого распространения, процесс их обучения основан на алгоритме обратного распространения ошибки. В приведенном численном примере рассмотрена стальная труба, внешний радиус которой составляет 0,2 м, а толщина 0,02 м, возбуждение волн производится кратковременным действием силы, измеряется сигнал, отраженный от дефектов, которые в соответствии с размерами условно разделены на три класса. В работе исследуются вопросы точности определения параметров дефекта в зависимости от вида входных данных, архитектуры нейронной сети и длительности процесса ее обучения. Полученные результаты свидетельствуют об эффективности предлагаемого подхода.

Ключевые слова: дефект трубы, конечно-элементный анализ, формы колебаний, быстрое преобразование Фурье, искусственные нейронные сети.

ВВЕДЕНИЕ

Реконструкция дефектов в трубопроводах, вызванных механическим воздействием или коррозией, является важной технической проблемой, успешное решение которой может предотвратить разрушение труб. Такую идентификацию можно осуществить с помощью приборов, которые двигаются вдоль трубопровода и осуществляют их мониторинг. Более привлекательным способом обнаружения является использование акустических датчиков и приемников, установленных на трубе и обнаруживающих повреждение на основе отраженных сигналов от дефектов. Такая система должна быть снабжена программным обеспечением (ПО), позволяющим по анализу отраженного сигнала идентифицировать повреждение и его степень. Соответствующее ПО может быть разработано на основе использования искусственной нейронной сети (ИНС) [1]. Применение ИНС в задачах реконструкции поврежденного состояния элементов конструкций описано в работах [2–8]. Применение различных архитектур и алгоритмов ИНС описано в работах [2–6]. Определению дефектов в анизотропных пластинах с помощью ИНС посвящена работа [7]. В работе [8] авторы указали преимущества

[1] Южный научный центр Российской академии наук (Southern Scientific Center of the Russian Academy of Sciences), 344006, г. Ростов-на-Дону, пр. Чехова, 41; e-mail: solovievarc@gmail.com

[2] Донской государственный технический университет (Don State Technical University), 344000, г. Ростов-на-Дону, пл. Гагарина, 1; e-mail: giangvmu@gmail.com

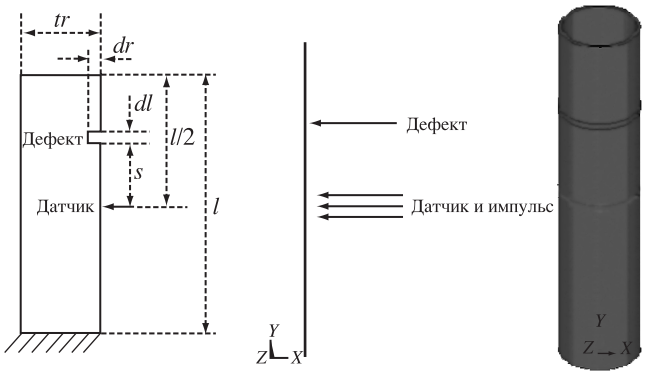

Рис. 1. Модель трубы с дефектом

методов идентификации, в которых не требуется предварительного построения математической модели объекта исследования. Проблема возбуждения и распространения волн в полом цилиндре, которые служат источником дополнительной информации для задачи идентификации, рассматривается в работе [9].

В настоящей работе разрабатывается метод реконструкции поверхностных дефектов в трубах. Математически проблема сводится к обратной геометрической задаче теории упругости [10]. Предполагается, что дефекты расположены на внешней или внутренней поверхности трубы и имеют осесимметричную конфигурацию. Нестационарный акустический сигнал возбуждается датчиком, находящимся на некотором расстоянии от дефекта, приемник расположен там же, где и датчик. Поставленная задача решается в осесимметричной постановке с помощью метода конечных элементов (МКЭ). С этой целью построена конечно-элементная модель фрагмента трубопровода (рис. 1) в пакете ANSYS. Отраженный от дефекта сигнал в виде амплитудно-временной характеристики (АВХ) радиального и осевого смещений измеряется в течение времени, когда волны, отраженные от концов отрезка трубы, не успевают прийти на приемник; таким способом моделируются реальные условия протяженного трубопровода.

Анализ измеренных АВХ показывает возможность их использования в обратных задачах восстановления дефектов. В качестве инструмента решения обратной задачи реконструкции параметров дефекта используется ИНС. Популярность использования ИНС обусловлена тем, что они изначально проектировались для решения именно таких задач, для нахождения нелинейных зависимостей в многомерных массивах данных. ИНС, в отличие от других алгоритмических конструкций, не программируются, а обучаются на множестве данных для различных параметров дефекта. Обучающие выборки строятся путем решения прямых задач в ANSYS. Обученная сеть, получив уже новые, неизвестные ранее результаты анализа, способна корректно распознать параметры дефекта. Входные данные для обучения ИНС могут быть преобразованы с помощью быстрого преобразования Фурье (БПФ) [11], что улучшает процесс реконструкции. В работе исследованы вопросы архитектуры ИНС, способов представления обучающей информации и влияние размеров дефектов на точность и время идентификации дефектов.

КОНТИНУАЛЬНАЯ И КОНЕЧНО-ЭЛЕМЕНТНАЯ ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Напряженно-деформированное состояние трубы исследуется в рамках осесимметричной задачи линейной теории упругости. Фрагмент трубы занимает в цилиндрической системе координат (r_*, θ, z_*) область Ω: $r - \frac{t_r}{2} \le r_* \le r + \frac{t_r}{2}$, $0 \le \theta \le 2\pi$, $0 \le z_* \le l$. Рассматривается случай, когда нижняя торцевая плоскость $z_* = 0$ закреплена, верхняя торцевая плоскость и внутренняя цилиндрическая поверхность свободны от напряжений, внешняя поверхность трубы также свободна от напряжений, а в месте расположения датчика действует осесимметричная динамическая нагрузка (нормальные сила) $F(z_*, t) = F_0(t) * \delta\left(z_* - \frac{l}{2}\right)$, границы дефектов, расположенных на внутренней и внешней поверхностях трубы, также свободны от напряжений.

В общем случае дифференциальные уравнения осесимметричного движения однородной упругой среды в цилиндрической системе координат записываются в виде [12]

$$\frac{\partial \sigma_{rr}}{\partial r_*} + \frac{\partial \sigma_{rz}}{\partial z_*} + \frac{\sigma_{rr} - \sigma_{\theta\theta}}{r_*} - \rho \frac{\partial^2 U^*}{\partial t_*^2} = 0,$$
$$\frac{\partial \sigma_{rz}}{\partial r_*} + \frac{\partial \sigma_{zz}}{\partial z_*} + \frac{\sigma_{rz}}{r_*} - \rho \frac{\partial^2 W^*}{\partial t_*^2} = 0, \quad (1)$$

Уравнения состояния следующими равенствами [12]:

$$\sigma_{rr} = C_{11} \frac{\partial U^*}{\partial r_*} + C_{12} \frac{U^*}{r_*} + C_{13} \frac{\partial W^*}{\partial z_*},$$
$$\sigma_{\theta\theta} = C_{12} \frac{\partial U^*}{\partial r_*} + C_{11} \frac{U^*}{r_*} + C_{13} \frac{\partial W^*}{\partial z_*},$$
$$\sigma_{zz} = C_{13} \left(\frac{\partial U^*}{\partial r_*} + \frac{U^*}{r_*} \right) + C_{33} \frac{\partial W^*}{\partial z_*}, \quad (2)$$
$$\sigma_{rz} = C_{55} \left(\frac{\partial W^*}{\partial r_*} + \frac{\partial U^*}{\partial z_*} \right).$$

В соотношениях (1), (2) t_* – время, $\sigma_{jk}(r_*, z_*, t_*)$, $U^*(r_*, z_*, t_*)$, $W^*(r_*, z_*, t_*)$ – соответственно компоненты тензора механических напряжений ($j, k = r, \theta, z$), радиальное и осевое перемещения; ρ, C_{ms} – объемная плотность и модули упругости ($m, s = 1, 2, 3, 4, 5$), далее рассматривается изотропный материал трубы, для которого $C_{11} = C_{33} = \lambda + 2\mu$, $C_{12} = C_{13} = \lambda$, $C_{55} = \mu$, где λ, μ – параметры Ламе.

Граничные условия задачи имеют следующий вид:

при $z_* = 0$

$$U^* = W^* = 0,$$

при $z_* = l$

$$\sigma_{zz} = \sigma_{rz} = 0,$$

при $r_* = r - \frac{t_r}{2}$

$$\sigma_{rr} = \sigma_{rz} = 0, \qquad (3)$$

при $r_* = r + \frac{t_r}{2}$

$$\sigma_{rr} = F_0(t) \cdot \delta\left(z_* - \frac{l}{2}\right), \quad \sigma_{rz} = 0.$$

Начальные условия соответствуют недеформированной трубе, находящейся в покое; при $t_* = 0$

$$U^* = W^* = 0,$$

$$\frac{\partial U^*}{\partial t_*} = \frac{\partial W^*}{\partial t_*} = 0. \qquad (4)$$

Соотношения (1)–(4) представляют собой математическую формулировку рассматриваемой начально-краевой задачи теории упругости. Решение задачи (1)–(4) проводится методом конечных элементов, реализованном в пакете ANSYS. Далее в тексте, на графиках и в таблицах координате X соответствует координата r_*, координате Y соответствует z_*, смещению U_x соответствует смещение U^*, смещению U_y соответствует W^*.

МОДЕЛЬ ТРУБЫ С ДЕФЕКТОМ И ОБРАБОТКА ДАННЫХ

Для обучения ИНС решаются прямые нестационарные задачи для фрагмента трубы (рис. 1, справа) с дефектом, который имеет прямоугольную форму в осевом сечении размером $dr \times dl$ (рис. 1, слева и в центре), где длина трубы $l = 2$ м, внутренний радиус верхней трубы $r = 0{,}19$ м, толщина трубы $tr = 0{,}02$ м, расстояние от датчика до дефекта $s = 0{,}5$ м. С этой целью в пакете ANSYS была построена осесимметричная конечно-элементная модель. При расчетах принимались следующие значения модуля Юнга: $E = 2{,}0 \cdot 10^{11}$ мПа, плотность $\rho = 7800$ кг/м^3, коэффициент Пуассона: $\nu = 0{,}3$.

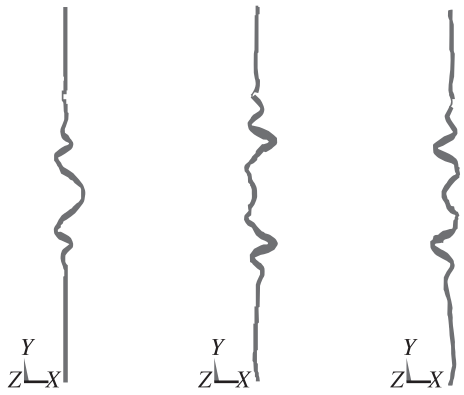

Рис. 2. Распределение радиального смещения

Возбуждение волн осуществляется приложением в датчике радиальной силы со ступенчатой зависимостью от времени (продолжительность действия составляла $1 \cdot 10^{-6}$ с). В качестве измеряемой информации выступают АВХ радиального и осевого смещений на поверхности трубы в точке приложения силы (датчик на рис. 1). Измерение отраженного от дефекта сигнала производилось на отрезке времени $[t_1, t_2]$, для которого волны, отраженные от торцов трубы, не достигли датчика ($t_1 = \frac{2s}{v}$, $t_2 = \frac{l}{v}$, $\Delta t = t_2 - t_1$, где l – длина трубы; v – скорость сигнала; s – расстояние от датчика до дефекта).

На рисунке 2 показано распределение радиального смещения в осевом сечении трубы для разных значений времени (начало распространения слева, волновой фронт достигает дефекта в центре и справа).

Процесс обработки входных данных. На рисунке 3 представлены АВХ поверхностного волнового поля радиального смещения *Ux* и аналогичные данные для осевого смещения *Uy*, измеренные датчиком (кривая *1* – данные для трубы без дефекта; кривая *2* – с дефектом *dl* = 50 мм, *dr* = 15 мм; кривая *3* – разница между *1* и *2*), а также указан интервал времени, используемый для обучения ИНС.

ИДЕНТИФИКАЦИЯ ДЕФЕКТА

Реконструкция параметров дефекта (длины, глубины и объема) в работе осуществляется с помощью сочетания МКЭ и ИНС.

Расширение процесса обработки результатов входных данных для ИНС:

Вариант 1. Входные данные для нейронной сети являются АВХ *Ux* и *Uy* на промежутке времени $[t_1, t_2]$ (рис. 4а, область выделена пунктирными линиями).

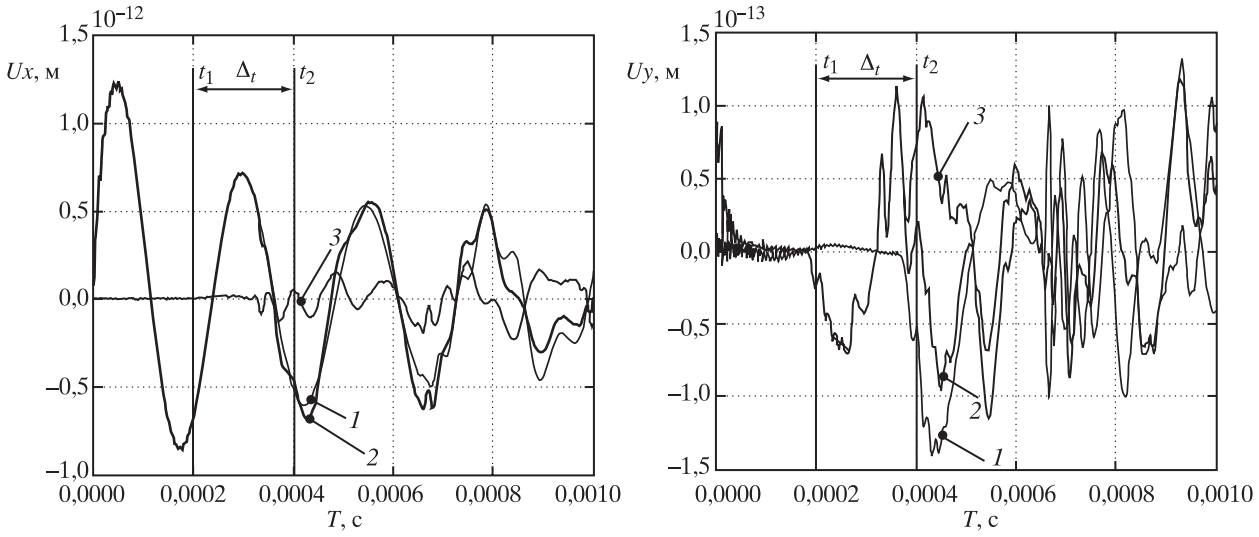

Рис. 3. АВХ-смещения *Ux*, *Uy* для трубы без дефекта, с дефектом и их разница

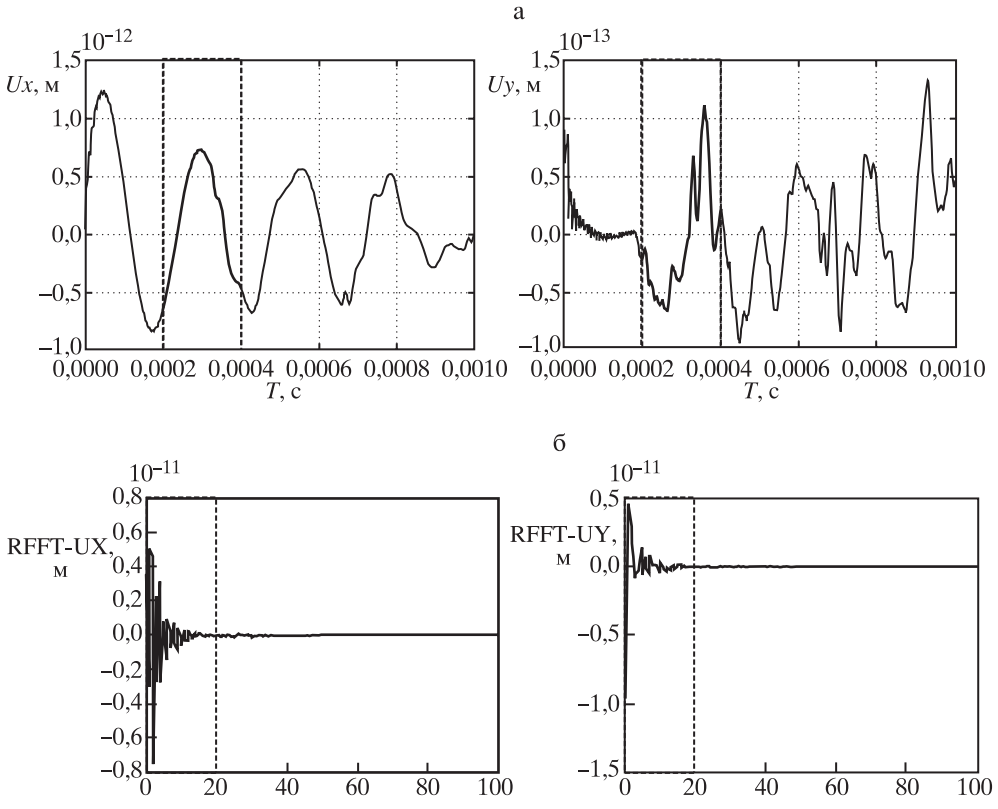

Рис. 4. Входные данные для нейронной сети – вариант 1 (а); вариант 2 (б)

Вариант 2. Использование алгоритма прямого вещественного БПФ. Входные данные для нейронной сети являются значениями действительных частей БПФ (RFFT) функций *Ux* и *Uy* (рис. 4б, область выделена пунктирными линиями). В этом варианте размер входных данных уменьшается, поэтому время обучения будет меньше, чем в варианте 1.

В этой задаче рассматриваются размеры дефектов в следующих диапазонах: $dl \in [0, 50]$ мм, $dr \in \in [0,18]$ мм. Рассматриваемые дефекты условно разделены на три класса (табл. 1). Такое разделение можно связать с классификацией дефектов по степени поврежденности и соответственно опасности разрушения трубы. В каждом классе для обучения и тестирования анализируется 200 дефектов.

Таблица 1. Разделение дефектов на классы

№	Длина дефекта *dl*, мм	Глубина дефекта *dr*, мм
1	0–10	0–2
2	10–30	2–5
3	30–50	5–18

Реконструкция дефектов проводится для двух случаев: 1) дефекты, расположенные на внешней поверхности трубы; 2) дефекты, расположенные на внутренней поверхности трубы.

Применение нейронных сетей для задач. Составлено 200 векторов данных, 90% из которых используются для обучения, 10% – для тестирования. Затем проводятся компьютерные эксперименты, выполненные с помощью ИНС.

Квадрат ошибки *er* для конкретной конфигурации сети определяется путем представления сети всех имеющихся наблюдений (*n*) и сравнения реально выдаваемых выходных значений с желаемыми (целевыми) значениями.

Квадрат ошибки *er* вычисляли по формуле [1]

$$er = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}(d_i - y_i)^2,$$

где *d* – желаемый выход сети при обучении, *y* – реальный выход сети при обучении.

После достаточного обучения сеть может быть использована для прогнозирования выходных значений. Точность прогнозирования *ex* вычисляли по формуле

$$ex = \frac{100}{NM}\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m}\left(1 - \left|\frac{dt_{i,j} - yt_{i,j}}{dt_{i,j}}\right|\right),$$

где *n* – количество образцов для проверки, *m* – количество выходных данных, *dt* – желаемый выход сети при тестировании, *yt* – реальный выход сети при тестировании. Результаты обучения и тестирования представлены в таблицах 2–5.

В результате численного эксперимента выявлены архитектуры ИНС, дающие лучший результат идентификации, а именно: 40 (входных нейронов)–20 (скрытых нейронов)–2 (выходных нейрона) или 40 (входных нейронов)–20 (первых скрытых нейронов)–20 (вторых скрытых нейронов)–2 (выходных нейрона) (табл. 2). Анализ результатов таблицы 2 позволяет сделать вывод, что предпочтительное количество нейронов скрытого слоя приблизительно составляет половину суммы количества нейронов входного и выходного слоев.

В таблице 3 представлен лучший результат эпох, равный 10 000.

В таблице 4, 5 полученные результаты, перечисленные в строке № 1, соответствуют данным, созданным на строке № 1 таблицы 1. Аналогично для строк № 2 и № 3.

На рисунке 5 представлены результаты тестирования нейронной сети (оценке длины дефекта соответствует линия со светлыми треугольниками, глубины – линия со светлыми квадратами, объема – линия со светлыми кружками) на 20 примерах с архитектурой “40-20-20-2”. Графики, изображенные

Таблица 2. Результаты обучения и тестирования нейронной сети с разными скрытыми слоями (дефекты расположены на внешней поверхности трубы)

№	Количество данных (*RFFT*)	Архитектура ИНС	Эпохи	Квадрат ошибки *er*	Точность *ex*, %	Время, с
1	200	40–10–2	5000	0,0005	98,51	8
2	200	40–20–2	5000	0,0004	99,34	15
3	200	40–30–2	5000	0,0004	99,25	22
4	200	40–40–2	5000	0,0005	99,11	34
5	200	40–10–10–2	5000	0,0006	99,28	11
6	200	40–20–20–2	5000	0,0003	99,36	27
7	200	40–30–30–2	5000	0,0004	99,25	48

Таблица 3. Результаты обучения и тестирования нейронной сети с разным количеством эпох (дефекты, расположенные на внешней поверхности трубы)

№	Количество данных (*RFFT*)	Архитектура ИНС	Эпохи	Квадрат ошибки *er*	Точность *ex*, %	Время, с
1	200	40–20–20–2	1000	0,0011	99,21	6
2	200	40–20–20–2	5000	0,0003	99,36	27
3	200	40–20–20–2	10 000	0,0003	99,64	51
4	200	40–20–20–2	15 000	0,0003	99,52	82
5	200	40–20–20–2	20 000	0,0004	99,26	116

Таблица 4. Результаты обучения и тестирования нейронной сети с разными размерами дефектов длины и глубины (дефекты расположены на внешней поверхности трубы)

№	Количество данных	Архитектура ИНС	Эпохи	Квадрат ошибки, *er*	Точность *ex*, %	Время, с
1	200 – все	400–200–200–2	10 000	0,0088	97,74	2438
	200 – *RFFT*	40–20–20–2	10 000	0,0051	98,69	52
2	200 – все	400–200–200–2	10 000	0,0003	99,01	2123
	200 – *RFFT*	40–20–20–2	10 000	0,0003	99,64	51
3	200 – все	400–200–200–2	10 000	0,0004	97,25	2562
	200 – *RFFT*	40–20–20–2	10 000	0,0003	98,64	50

Таблица 5. Результаты обучения и тестирования нейронной сети с разными размерами длины и глубины дефектов (дефекты расположены на внутренней поверхности трубы)

№	Количество данных	Архитектура ИНС	Эпохи	Квадрат ошибки, *er*	Точность *ex*, %	Время, с
1	200 – все	400–200–200–2	10 000	0,0168	93,15	2518
	200 – *RFFT*	40–20–20–2	10 000	0,0055	96,47	55
2	200 – все	400–200–200–2	10 000	0,0005	98,76	2249
	200 – *RFFT*	40–20–20–2	10 000	0,0002	99,75	59
3	200 – все	400–200–200–2	10 000	0,0005	99,18	2125
	200 – *RFFT*	40–20–20–2	10 000	0,0005	98,64	61

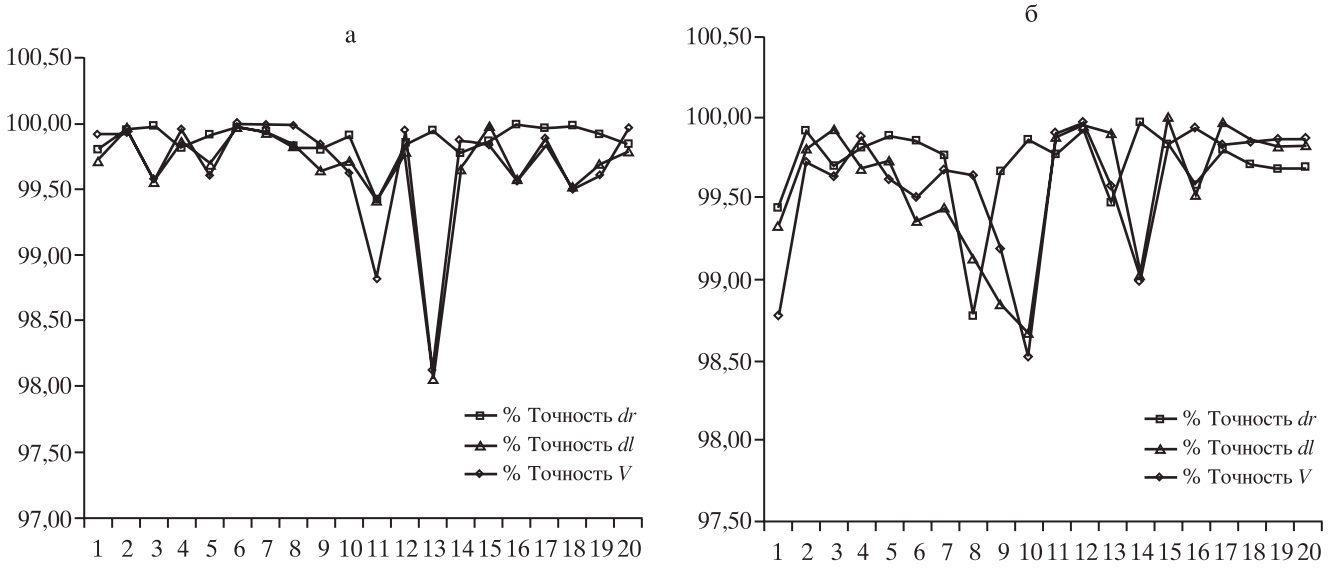

Рис. 5. Результаты тестирования длины, глубины и объема

на рисунке 5а, 5б, построены по данным, полученным по вторым строкам таблиц 4, 5 соответственно.

ВЫВОДЫ

В результате проведенного исследования разработан метод идентификации параметров дефектов на поверхности труб на основе сочетания метода конечных элементов и ИНС. Исследование показало, что подготовка входных данных является краеугольным камнем в решении задачи. Наиболее успешной оказалась идентификация дефекта на основании АВХ, преобразованных с помощью БПФ. При этом была достигнута точность 99,7% в определении длины, 99,0% в определении глубины, 98,8% в объеме дефекта (для внешнего дефекта)

и точность 99,8% в определении длины, 99,1% в определении глубины и 98,9% в объеме дефекта (для внутреннего дефекта). В результате численного эксперимента выявлены архитектуры ИНС, дающие лучший результат идентификации, а именно: 40 (входных нейронов)–20 (первых скрытых нейронов)–20 (вторых скрытых нейронов)–2 (выходных нейрона). В этой архитектуре используются данные, обработанные с помощью БПФ, размер входных данных уменьшается, поэтому процесс обучения происходит быстрее, чем при использовании непосредственно данных АВХ.

Опираясь на изложенное выше, заключаем, что ИНС-алгоритмы могут успешно применяться для идентификации дефектов на поверхности труб при использовании акустического зондирования из дальней зоны.

Работа частично поддержана грантами РФФИ (13-01-00196_а, 13-01-00943_а) и 7-й Европейской рамочной программой 197 (FP-7) ‘‘INNOPIPES’’, номер гранта 318874.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Haykin S. 1998. *Neural networks – a comprehensive foundation.* Prentice Hall: 842 p.
2. Краснощёков А.А., Соболь Б.В., Соловьёв А.Н., Черпаков А.В. 2011. Идентификация трещиноподобных дефектов в упругих элементах конструкций на основе эволюционных алгоритмов. *Дефектоскопия.* (6): 67–78.
3. Waszczyszyn Z., Ziemianski L. 2001. Neural networks in mechanics of structures and materials, new results and prospects of applications. *Computers and Structures*. 79: 2261–2276.
4. Соловьев А.Н., Курбатова П.С., Сапрунов Н.И., Шевцов С.Н. 2006. Об использовании нейронных сетей в задачах определения дефектов в упругих телах. *Современные проблемы механики сплошной среды.* 1: 175–180.
5. Liu S.W., Huang J. H., Sung J.C., Lee C.C. 2002. Detection of cracks using neural networks and computational mechanics. *Computer methods in applied mechanics and enginerring*. 191 (25): 2831–2845.
6. Khandetsky V., Antonyuk I. 2002. Signal processing in defect detection using back-propagation neural networks. *NDT&E International.* 35 (7): 483–488.
7. Xu Y.G., Liu G.R., Wu Z.P., Huang X.M. 2001. Adaptive multilayer perceptron networks for detection of cracks in anisotropic laminated plates. *International journal of solids and structures.* 38: 5625–5645.
8. Fang X., Luo H., Tang J. 2005. Structural damage detection using neural network with learning rate improvement. *Computers and Structures.* 83 (25): 2151–2152.
9. Белянкова Т.И., Каламбет В.Б., Калинчук В.В. 2008. Динамическая контактная задача о крутильных колебаниях жесткого бандажа на поверхности полого цилиндра, выполненного из функционально градиентного материала. *Вестник Южного научного центра.* 4 (4):11–16.
10. Ватульян А.О. 2007. *Обратные задачи в механике деформируемого твердого тела*. М., “Физматлит”: 224 с.
11. David W.K. 2007. *A First Course in Fourier Analysis*. Cambridge University Press: 864 p.
12. Снеддон И.Н., Берри Д.С. 1961. *Классическая теория упругости*. М., “Наука”: 219 с.

RECONSTRUCTING DEFECT ON THE SURFACE OF PIPES USING THE FINITE ELEMENT METHOD AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

A.N. Soloviev, Z.Ch.Z. Nguyen

The paper describes the solution of inversely identifying defects on the inner and outer surfaces of pipes. Defects are modeled using rectangular areas where the material is absent. These areas belong to an axial section, one side of which lies on the pipes’ surface. Mathematical model of construction is within the framework of the linear elasticity theory. The task leads to a geometric inverse problem of identifying the size or volume of a defect. In addition, amplitude-time characteristics of components of the displacement vector, measured in some dots of the outer surface of the pipe, are required to identify the inverse problem. Since the finite piece of pipe is considered, the radial and axial displacements are measured during a short period of time, which is not enough for the waves reflected from the ends of the pipe to reach the receiver. The solution is based on the finite element method and artificial neural networks. The process of displacement measurement is simulated using calculation of finite elements software ANSYS. A fragment of the amplitude-time characteristics of the displacement and its transform, given by a fast Fourier transform, are used directly as input data for training the neural network. In this paper, back propagation neural network is used. The process of training of artificial neural network is based on the error back propagation algorithm. In the given numerical example, a steel pipe with outer radius of 0.2m and thickness of 0.02 m is considered; the excitation of waves is by short-acting force; the signal reflected from the defects is measured; the defects are divided into three classes according to the size. The paper considers the investigation of the dependence of defect parameters identification’s accuracy upon data inputs, the architecture of neural network, and the duration of the training process. The results obtained indicate the advanced performance of the developed approach.

Key words: defect of a pipe, finite element analysis, waveform, fast Fourier transform, artificial neural network.

REFERENCES

1. Haykin S. 1998. *Neural networks – a comprehensive foundation*. Prentice Hall: 842 p. (In English).

2. Krasnoshchekov A.A., Sobol B.V., Soloviev A.N., Cherpakov A.V. 2011. [Identification of crack-like defects in elastic structural elements on the basis of evolution algorithms]. *Defektoskopiia*. (6): 67–78. (In Russian).

3. Waszczyszyn Z., Ziemianski L. 2001. Neural networks in mechanics of structures and materials, new results and prospects of applications. *Computers and Structures*. 79: 2261–2276. (In English).

4. Soloviev A.N., Kourbatova P.S., Saprunov N.I., Shevtsov S.N. 2006. [Applying the neural networks toflaw detection problems in elastic materials]. *Sovremennye problemy mehaniki sploshnoy sredy*. 1: 175–180. (In Russian).

5. Liu S.W., Huang J.H., Sung J.C., Lee C.C. 2002. Detection of cracks using neural networks and computational mechanics. *Computer methods in applied mechanics and enginerring*. 191(25): 2831–2845. (In English).

6. Khandetsky V., Antonyuk I. 2002. Signal processing in defect detection using back-propagation neural networks. *NDT&E International.* 35(7): 483–488. (In English).

7. Xu Y.G., Liu G.R., Wu Z.P., Huang X.M. 2001. Adaptive multilayer perceptron networks for detection of cracks in anisotropic laminated plates. *International journal of solids and structures.* 38: 5625–5645. (In English).

8. Fang X., Luo H., Tang J. 2005. Structural damage detection using neural network with learning rate improvement. *Computers and Structures.* 83(25): 2151–2152. (In English).

9. Beliankova T.I., Kalambet V.B., Kalinchuk V.V. 2008. [Dynamic contact problem of torsional vibrations rigid brace on the surface of a hollow functionally gradient cylinder]. *Vestnik Yuzhnogo Nauchnogo Tsentra*. 4(4): 11–16. (In Russian).

10. Vatulyan A.O. 2007. *Obratnye zadachi v mehanike deformiruemogo tverdogo tela*. [*Inverse problems in deformed solid mechanics*]. M., “Fizmatlit”: 224 p. (In Russian).

11. David W.K. 2007. *A First Course in Fourier Analysis.* Cambridge University Press: 864 p. (In English).

12. Sneddon I.N., Berry D.S. 1961. *Klassicheskaia teorija uprugosti.* [*The Classical Theory of Elasticity*]. M.: “Nauka”: 219 p.