

## ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ СИГНАЛОВ, ПОЛУЧЕННЫХ МЕТОДОМ ВИХРЕТОКОВОЙ ДЕФЕКТОСКОПИИ

© И. Н. Антонюк, О. П. Антонюк

Дніпропетровський національний університет

Знедавна штучні нейронні сітки інтенсивно застосовуються для обробки сигналів, розпізнавання і коригування зображень. Робота присвячена створенню нейронної сітки і розробки алгоритмів для розпізнавання сигналів завади і дефекту, котрі з'являються у процесі вихреструмового тестування композитних матеріалів. Композити на основі вуглецевмісних тканин мають значну шорсткість поверхні. У процесі сканування поверхні матеріалу вихреструмовим перетворювачем часто виникають перекося датчика. Це створює хибні імпульси, які за амплітудою й шириною часто перевищують модуляційні імпульси дефектів, зокрема поверхневих щілин, що зустрічаються в композитах. Зміна відстані між вихреструмовим перетворювачем та поверхнею тестованого матеріалу, випадкові перекося датчика під час сканування формує імпульси перешкод. Це найважливіші перешкоди. Отримані результати дозволяють провести корекцію цих факторів та значно покращити надійність дефектоскопії.

Углеродосодержащие композитные материалы находят широкое применение в конструкциях аэрокосмической техники благодаря своим уникальным физико-механическим свойствам. В настоящее время исследуются методы распознавания и классификации дефектов и помех, возникающих в процессе неразрушающего контроля композитов при вихретоковой дефектоскопии. Перемещая датчик с сосредоточенным полем (магнитным или электрическим) по поверхности контролируемого изделия, мы получаем сигналы об изменении свойств, структуры материала, наличии дефектов сплошности в зоне контроля, т. е. в области, где сосредоточена основная энергия зондирующего поля. Наличие локализованного дефекта сплошности типа трещины приводит к появлению так называемого модуляционного импульса (сигнал 1-го типа), который хорошо описывается гауссовой кривой

$$y = k \exp[-a^2(x - x_0)^2].$$

Наиболее существенным мешающим фактором для дефектоскопии, значительно снижающим ее достоверность, является влияние «отвода» или перекося датчика относительно поверхности контролируемого изделия. При этом в начале отрыва датчика от поверхности материала происходит резкое изменение сигнала, переходящее по мере увеличения зазора или угла перекося в более плавное. Как показали расчеты, характер таких изменений хорошо описывается параболой (сигнал 2-го типа).

Если не анализировать форму, а использовать

только факт появления импульса, то наличие перекося на бездефектной поверхности с соответствующей модуляционной характеристикой вполне может быть принято за наличие дефекта.

Порог чувствительности приборов для дефектоскопии и дефектометрии изделий постоянно снижается. В настоящее время, этот порог по глубине поверхностных трещин не превышает 0.1—0.2 мм, поэтому амплитуда модуляционного импульса дефекта обычно невелика.

Многочисленные эксперименты показывают, что амплитуда ложного импульса (помехи) в большинстве случаев сравнима с амплитудой модуляционного импульса дефекта. Ширина модуляционного импульса дефекта в основном определяется двумя факторами: во-первых, это радиальные размеры области локализации зондирующего поля; во-вторых, это величина угла между траекторией сканирования и плоскостью симметрии дефекта. Ширина помехи (сигнал 2-го типа) может изменяться случайным образом в достаточно широких пределах: модуляционный импульс дефекта может быть как уже, так и шире импульса помехи.

Для уменьшения влияния эффекта зазора и перекося вихретоковых первичных преобразователей чаще всего используют фазовый и амплитудно-фазовый методы, основанные на том, что линии «отвода» вихретоковых преобразователей на комплексной плоскости внесенных сопротивлений или напряжений близки к прямым. Однако диапазон отстройки невелик и в ряде случаев не удовлетво-

ряет практическим требованиям контроля.

В реальной ситуации нельзя не учитывать наложение шума. В последнее время для обработки сигналов в дефектоскопии применяют искусственные нейронные сети. В работе [1] рассмотрены методы диагностирования изделий с использованием компьютерной нейронной сети, а в работе [2] для классификации материалов использовалась многослойная искусственная сеть с прямой связью, обученная с помощью сигналов двух классов. Использование многослойной сети при неразрушающих испытаниях с помощью вихревых токов в частности в качестве альтернативы методу распознавания образов описано в [3, 4]. Использование сетей в голографическом неразрушающем контроле рассмотрено в [5]. В работе [6] рассмотрены возможности использования искусственных нейронных сетей для решения обратных задач магнитного контроля. В работах [7, 8] анализируются различные аспекты применения нейронных сетей в измерительной технике. Отмечается, что на качество получаемых результатов сильно влияет топология сети. Хорошие результаты получены при оценке косвенно зависимых величин и сильно нелинейных зависимостей. Отмечается перспективность применения сетей в области распознавания образов и их расположения по классам, например при классификации акустических сигналов. Успешно использовалась сеть при нелинейной калибровке датчиков. Нейронный классификатор для автоматического контроля конструктивных элементов описан в [9]. Методика и результаты использования датчика с вращающимся магнитным полем совместно с нейронной сетью для неразрушающего контроля изложены в [10].

Рассмотрим методы, основанные на решении задачи проверки однородности и независимости двух выборок.

Исследуемый сигнал сравниваем с идеальным сигналом 2-го типа для определения его принадлежности к одному из двух упомянутых выше классов. Положим, что сигналы дискретизированы и представлены выборкой из 50 отсчетов.

С этой целью проверяем совпадение средних, совпадение двух дисперсий и критерий порядковых статистик Вилкоксона для рассматриваемых сигналов.

При проверке совпадения средних вычисляем разность между соответствующими значениями исследуемого и идеального сигнала 2-го типа  $z_i = y_{1i} - y_{2i}$ ,  $i = 1, \dots, 50$ . Вычисляем среднее значение

$$\bar{z} = \frac{1}{n} \sum x_i.$$

Затем вычисляем статистику

$$u = \frac{\bar{z}}{S_z} = (\bar{y}_1 - \bar{y}_2) / \sqrt{\frac{S_x^2}{50} + \frac{S_y^2}{50}},$$

где

$$S_x^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{50} (x_i - \bar{x})^2,$$

$$S_y^2 = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^{50} (y_i - \bar{y})^2,$$

$$S_z^2 = \frac{S_x^2}{50} + \frac{S_y^2}{50}.$$

Величина  $u$  имеет стандартное гауссовское распределение. При заданном уровне значимости  $\alpha = 0.05$  вычисляем квантиль нормального распределения  $u_{\alpha/2}$ . Если  $|u| \leq u_{\alpha/2}$ , то рассматриваемый сигнал — помеха, так как выполняется гипотеза о совпадении средних тестируемого сигнала и незашумленного сигнала помехи, при невыполнении этого условия делаем вывод, что тестируемый сигнал — дефект.

В методе совпадения дисперсий реализуем статистику

$$z = \begin{cases} S_x^2/S_y^2, & \text{если } S_x^2 \geq S_y^2, \\ S_y^2/S_x^2, & \text{если } S_y^2 \geq S_x^2. \end{cases}$$

Величина  $z$  имеет  $F$ -распределение Фишера. Если  $z < z_{\alpha/2, 102}$  (см. [11, с. 71]), принимаем гипотезу о том, что тестируемый и идеальный сигнал принадлежат одному классу.

Для реализации рангового критерия Вилкоксона komponуем общий вариационный ряд из значений сигналов, приписывая каждому значению варианты ранг, т. е. порядковый номер. Анализируя ряд данных, устанавливаем, что имеет место перераспределение величин значений сигналов. Рассмотрим новое множество  $Z_{ij}$ ,  $i = 1 \dots 50$ ,  $j = 1 \dots 50$ .

$$Z_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{если } x_i < y_j, \\ 0, & \text{если } x_i > y_j. \end{cases}$$

Вычислим статистику

$$U = \sum_{i=1}^{50} \sum_{j=1}^{50} Z_{ij},$$

$$U_{cnn} = \left[ \frac{m(m+n+1)}{2} - \psi \sqrt{\frac{nm(m+n+1)}{12}} \right],$$

где  $\psi = \psi(1 - \alpha)$  — обратная функция нормального распределения,  $m = n = 50$ .

Если  $U < U_{\alpha, 50, 50}$ , тестируемый сигнал принадлежит ко 2-му классу (помеха), в противном случае — к 1-му (дефект).

В итоге сигнал определялся как принадлежащий к классу, если его отнесли к этому классу большинством методов.

Рассмотренный метод позволяет производить распознавание с вероятностью до 90 % при 20 % зашумленных сигналах (табл. 1), но с повышением уровня шума выше 20 % вероятность распознавания снижается.

Множество входных сигналов  $x_1, x_2, \dots, x_n$  образует вектор  $X$ . Каждый сигнал умножается на соответствующий вес  $w_1, w_2, \dots, w_n$ , совокупность которых образует вектор  $W$ , и поступает на суммирующий блок:

$$Y = x_1 w_1 + x_2 w_2 + \dots + x_n w_n = \sum_{i=1}^n x_i w_i, \quad (1)$$

$$Z = F(Y).$$

Входы нейрона первого слоя являются внешними: в промежуточном слое входы нейрона подключаются к выходам предшествующего слоя.

Выражение активационной функции, обычно используемой в сетях обратного распространения:

$$Z = \frac{1}{1 + e^{-Y}},$$

$$F'(Y) = \frac{\partial Z}{\partial Y} = \frac{e^{-Y}}{(1 + e^{-Y})^2}. \quad (2)$$

При обучении сети предполагалось, что для каждого входного вектора существует парный ему целевой вектор, задающий требуемый выход. Вместе они называются обучающей парой. Перед началом обучения всем весам нейронов сети присваивали небольшие начальные значения, выбранные случайным образом в диапазоне от нуля до единицы.

В процессе обучения сети выполнялись следующие операции:

1. Сформировали обучающее множество, состоящее из обучающих пар входного и целевого векторов. Множество входных векторов состоит из двух подмножеств.

Первое из них состоит из тестовых сигналов дефекта — модуляционных импульсов, имеющих форму гауссовского «колокола», аддитивно смешанных с центрированным белым нормальным шумом. Исследовались импульсы единичной и половинной амплитуды. Изменялась величина дисперсии шума.

Второе содержит сигналы помехи, имеющие вид импульсов параболического типа единичной и половинной амплитуды аналогично зашумленным.

2. На вход первого слоя сети подавали входной вектор и вычисляли соответствующий ему выходной сигнал первого слоя сети:

$$Z_1 = F(X_1 W_1). \quad (3)$$

Применяя уравнение (3) последовательно к каждому слою, получим

$$Z = \prod_{k=1}^M Z_k, \quad (4)$$

где  $M$  — число слоев в сети.

3. Определили разность между полученным выходным сигналом  $Z$  (в последнем слое нашей сети располагается один нейрон) и требуемым, который формируется при подаче целевого вектора

$$\Delta = D - Z. \quad (5)$$

Рассмотрим процедуру подстройки весов при обратном проходе. Она основана на использовании образованной разности  $\Delta$  (5). Внутренние слои сети называются скрытыми слоями, их выходы не имеют целевых значений, которые можно было бы использовать для сравнений.

Выход нейрона слоя  $k$ , вычитаясь из целевого значения  $D$ , дает сигнал ошибки  $\Delta$ . Он умножается на производную активационной функции (2), нейрона  $q$ , которую можно представить в виде

$$F' = Z_{q,k}(1 - Z_{q,k}). \quad (6)$$

В результате умножения получаем

$$\delta_{q,k} = Z_{q,k}(1 - Z_{q,k})(D - Z_{q,k}). \quad (7)$$

Затем  $\delta_{q,k}$  умножается на величину  $Z_{p,k-1}$  — выход нейрона  $p$ , находящегося в скрытом слое  $k-1$ , вес связи которого с нейроном  $q$  выходного слоя обучается. Это произведение умножается на коэффициент  $\eta$  скорости обучения (обычно от 0.01 до 1.0). Получаем величину, равную изменению веса связи  $\Delta w_{pq,k}$  на данном шаге коррекции:

$$\Delta w_{pq,k}^{(n)} = \eta Z_{q,k}(1 - Z_{q,k})(D - Z_{q,k})Z_{p,k-1}. \quad (8)$$

В результате после шага коррекции величина связи

$$w_{pq,k}(n+1) = w_{pq,k}(n) + \Delta w_{pq,k}(n). \quad (9)$$

Таким образом, изменение веса на данном шаге коррекции тем больше, чем больше крутизна активационной функции, разность  $\Delta$  между целевым и реальным выходными сигналами и величина выходного сигнала нейрона.

Рассмотрим алгоритм обучения весов скрытого слоя. Исследуем один нейрон в скрытом слое  $k-1$ , предшествующем выходному слою  $k$ . Будем считать, что выходной слой  $k$  содержит один нейрон. В этом случае мы задаем два интервала, лежащие на противоположных краях диапазона выходных сигналов этого нейрона и сеть принимает вполне



определенные решения, если выходной сигнал попадает в какой-либо из заданных интервалов (дефект или импульс помехи, порожденный отводом или перекосом вихретокового преобразователя).

Если же выходной сигнал находится между нижней границей верхнего и верхней границей нижнего интервалов, то решение нейронной сети не определено.

При проходе вперед нейрон  $p_1$  скрытого слоя передает свой выходной сигнал  $Z_{p1,k-1}$  нейрону  $q$  выходного слоя  $k$  через соединяющую их линию с весом  $w_{p1q,k}$ . Во время обучения эта линия в обратном направлении пропускает величину  $\delta_{q,k}$  от выходного слоя назад к скрытому слою. Значение  $\delta_{q,k}$  умножается на соответствующий вес, образуя величину нейрона скрытого слоя:

$$\delta_{p1,k-1} = Z_{p1,k-1}(1 - Z_{p1,k-1})\delta_{q,k}w_{p1q,k}. \quad (10)$$

Вес линии связи, питающей скрытый слой, может быть скорректирован с помощью уравнений, аналогичных (8), (9):

$$\Delta w_{sp1,k-1}(n) = \eta \delta_{p1,k-1} Z_{s,k-2}, \quad (11)$$

$$w_{sp,k-1}(n+1) = w_{sp,k-1}(n) + \Delta w_{sp,k-1}(n). \quad (12)$$

Аналогичным образом корректируются веса для каждого нейрона  $p_2, \dots, p_m$  скрытого слоя. При этом для нейрона  $p_2$  слоя  $k-1$  величина  $\delta_{p2,k-1}$  будет иметь другое значение из-за отличающегося веса в выражении (10). Следующим этапом является настройка (обучение) весов слоя  $k-2$ .

Для сдвига начала отсчета активационной функции каждый нейрон был снабжен дополнительным входом, не связанным с нейронами предыдущего слоя. На этот вход, вес связи которого с нейроном является обучаемым, подавали фиксированное смещение.

Проведенные исследования показали, что для решения данной задачи наиболее рациональным является использование трехслойной сети с одним нейроном в выходном слое. Количество входов

каждого нейрона первого слоя принято равным 50. Это число соответствует количеству отсчетов в пределах длительности модуляционного импульса дефекта. Результаты исследований трехслойной сети с различным числом нейронов в первом и втором слоях представлены в табл. 1. Указано также количество итераций, т. е. пар проходов в прямом и обратном направлениях, которое потребовалось для обучения сети. Процесс обучения заканчивался, когда максимальное изменение веса в сети на очередной итерации не превышало 0.1 %.

Подмножества тестовых сигналов дефекта и помехи содержали по 30 сигналов каждое. Среднее квадратичное значение шума принималось равным  $\sigma = 7, 10, 15$  и  $20$  % от номинальной амплитуды сигнала, равной 1.

Погрешность сети определялась как отклонение выходного сигнала сети от 1 в случае наличия дефекта и от 0 в случае наличия сигнала отвода или перекоса ВТП (помеха). В табл. 1 приведены значения этих погрешностей, усредненных по 10 опытам для каждой конфигурации сети и заданного уровня шума. Задавая в качестве интервала принятия решения отклонение 10 %, получим, что только в конфигурациях  $2 \times 1 \times 1$  и  $1 \times 1 \times 1$  при  $\sigma = 20$  % сеть не может принять определенного решения.

Более подробно, исходя из удовлетворительной погрешности при сохранении достаточно высокой скорости работы, что особенно важно в режиме реального времени, была исследована сеть с конфигурацией  $10 \times 5 \times 1$ . Таким образом, первый слой содержит 10 нейронов, каждый из которых имеет 50 входов. Второй слой содержит 5 нейронов с 10 входами каждый. Третий слой содержит один нейрон с 5 входами. Кроме того, каждый нейрон, как уже указывалось выше, содержит вход смещения.

Величина погрешности задавалась равной 0.001 %. Время обучения на 120 зашумленных тестовых сигналах полной и половинной амплитуды составило 26 минут. Использовался компьютер с процессором Celeron-600 (RAM — 64 MB, двухуровневая кэш).

Таблица 1. Вероятность идентификации сигналов помехи и дефекта при различных уровнях шума (методы основанные на решении задачи проверки однородности и независимости двух выборок)

Уровень шума, %	0	05	10	15	20
Вероятность распознавания, %	=100	≈ 100	≈ 99	≈ 97	≈ 90

Таблица 2. Вероятность распознавания сигналов нейронной сетью с конфигурацией  $10 \times 5 \times 1$

Среднее квадратичное значение шума, %	0	1	5	7	10	20	50	100
Вероятность распознавания сигнала, %	100	100	99	99	98	97	85	72

В табл. 2 приведены значения вероятности распознавания сигналов в рабочем режиме после обучения. Объем выборки для каждого значения  $\sigma$  шума составил 200 сигналов. Полученные значения показывают, что даже при среднем квадратичном значении шума  $\sigma = 50\%$  вероятность распознавания модуляционных импульсов дефекта и помехи, связанной с отводом или перекосом ВТП в процессе сканирования поверхности изделия, находится на достаточно высоком уровне.

## ВЫВОДЫ

1. Проведено сравнение методов распознавания сигналов основанных на статических показателях и методов распознавания нейронными сетями.

2. Проведен обзор работ, посвященных использованию искусственных нейронных сетей в области неразрушающего контроля материалов и изделий. Анализ показал перспективность использования нейронных сетей, особенно в области распознавания сигналов и изображений.

3. Трехслойная нейронная сеть обратного распространения использована для обработки сигналов в вихретоковой дефектоскопии. Исследованы характеристики сети при разном количестве нейронов в первом и втором слоях. Представлена методика обучения сети на зашумленных сигналах дефекта и помехи, в качестве которой рассматривается отвод или перекося вихретокового преобразователя в процессе сканирования поверхности изделия. Определены вероятности распознавания сигналов при различных средних квадратичных значениях шума.

1. Кавада Акира, Хаяш Сигею. Методы диагностирования изделий с использованием компьютерной нейросети // *Gien*.—1994.—80.—P. 16—20.
2. Roy Amitava, Barat P., De Swapan Kumar. Material classification throughout neural network // *Ultrasonics*.—1995.—33.—P. 175—180.
3. Wang Suju. Использование нейронных сетей при неразрушающих испытаниях с помощью вихревых токов // *Narjing hongkong daxue huebao*. I. Narjing Univ. Aerecon. and Austronaut.—1995.—27, N 5.—P. 696—700.
4. Lei Yinshao, Ma Xinshen. Применение интеллектуальных нейронных сетей для вихретокового контроля // *Wasan*

- Jiance. Non-Destruct. Test.—1994.—16, N 2.—P. 31—33, 57.
5. Kreis Thomas, Juptner Werner, Biedermann Ralf. Neural network approach to holographic non destructive testing // *Appl. Optics*.—1995.—34, N 8.—P. 1407—1415.
6. Koh Chan Scop, Mohammed Osana A., Hahn Song-yop. Detection of magnetic materials using artificial neural network with modified simulated annealing // *IEEE Trans. Magn.*—1994.—30, N 5.—Pt. 2.—P. 3644—3647.
7. Wetzlar Dietmar. Neuronale Netze in der Megtechnik // *Techn. Mess.*—1995.—62, N 3.—P. 87—90.
8. Cai Yu-dong, Vao Lin-Chang. Применение искусственной нейронной сети для нелинейной калибровки датчиков // *Chin. I. Sci. Instrum.*—1994.—15, N 3.—P. 299—302.
9. Pham D. T. Bayro-Corrochano E. I. Neural classifiers for automated inspection // *Inst. Mech. Eng.*—1994.—208, N 2.—P. 83—89.
10. Enokizino M., Todaka T., Akita M., Nagata S. Rotational magnetic flux sensor with neural network for non-destructive testing // *IEEE Trans. Magn.*—1993.—29, N 6.—Pt. 1.—P. 3195—3197.
11. Приставка О. П., Смирнов С. О. Статистический анализ в АСОД. — Днепропетровськ: РВВ ДДУ, 2000.—С. 69—75.
12. Хандекий В. С., Антонюк И. Н. // *Дефектоскопия*.—2001.—№ 4.

## SIGNAL PROCESSING AT EDDY CURRENT DEFECTOSCOPY OF COMPOSITES USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

I. N. Antonyuk, O. P. Antonyuk

Carbon containing composite materials are widely implemented in different constructions of airspace technique due to their unique physico-mechanical properties. Last few years there has been intensive development and implementation of artificial neural networks for processing of signals, recognition and correction of images. This paper is dedicated to the creation of the neural network and to the elaboration of the algorithms of network's teaching for recognition of signals from defects and drawbacks that appear during eddy current testing of carbon fiber composites. Composite materials on the basis of carbon tissue have considerable roughness of the surface. That is why while scanning the surface of the material with an eddy current transformer, which has field centered in small volume, there often occur casual inclinations of the transformer. This makes false impulses which are comparable in amplitude and width with modulation impulses of the defect and they are frequently even bigger than impulses of surface cracks. Changes of the gap between the eddy current transformer and a surface of a testing material, casual inclinations of the transformer during scanning forms drawback impulses. These are the most essential preventing factors. The obtained results let to make correction of these factors and considerably improve reliance of defectoscopy.