

Распознавание дефектов с помощью искусственной нейронной сети специального типа

Бархатов В.А.

В статье рассматриваются вопросы распознавания дефектов по сигналам прибора неразрушающего контроля. Предложен новый тип нейронной сети, позволяющей проводить разделение сигналов от дефектов различного типа. Рассматриваются принципы работы нейронной сети. Приводится пример распознавания сигнала ультразвукового дефектоскопа.

В последние десятилетия в мире бурно развивается новая прикладная область математики, специализирующаяся на искусственных нейронных сетях. Актуальность исследований в этом направлении подтверждается массой различных практических применений. Это автоматизация процессов распознавания образов, адаптивное управление, аппроксимация функционалов, прогнозирование, создание экспертных систем, организация ассоциативной памяти и многие другие приложения [1,2].

В задачах неразрушающего контроля очевидное применение нейронных сетей – это распознавание дефектов по сигналам прибора неразрушающего контроля. Мне кажется, что формулировка должна быть именно такой – **распознавание дефектов по сигналам прибора** – поскольку термин дефект (недопустимое качество или брак) довольно сложным образом связан с параметрами сигнала, который получает прибор неразрушающего контроля (НК).

Несплошности металла создают различные сигналы в приборе НК – образы. В настоящее время проблема распознавания дефектов (распознавание образов) целиком возложена на дефектоскописта. Наша задача – найти универсальный подход к построению автоматических устройств распознавания образов, ориентированных прежде всего на решение задач дефектоскопии.

Существуют некоторые особенности постановки задачи. Обсудим их.

Сигналы приборов неразрушающего контроля являются как правило функциями одного или двух параметров. В ультразвуковом дефектоскопе формируются эхосигналы $F(t)$ – функции времени; в магнитном дефектоскопе исследуется нормальная и (или) тангенциальная составляющая поля рассеяния $H_N(x)$ $H_T(x)$, например как зависимости от координаты сканирования x ; на рентгеновском снимке плотность почернения выражается двумерной функцией $I(x,y)$, x и y – координаты точки на снимке и т.д.

В современной аппаратуре сигнал прибора НК представлен в цифровом виде. Мы имеем дело с массивом отсчетов сигнала. Эхосигналы ультразвукового дефектоскопа типично представлены в виде набора $\{F_i\}$, $i=[1,N]$. Причем отсчеты измерены с шагом дискретизации по времени Δt . Кроме того, сигналы в реальной аппаратуре дискретны по амплитуде, так как используются аналого-цифровые преобразователи (АЦП). Если, например, АЦП имеет 8 разрядов, то каждый отсчет F_i может принимать целочисленное значение от -127 до $+127$. В других методах неразрушающего контроля данные представлены аналогичным образом.

Общей чертой данных является тот факт, что всегда анализируется ограниченная выборка сигнала. Например, в ультразвуковом дефектоскопе PCUS-10 на экран выдается 100 - 400 отсчетов эхосигнала с дискретностью по амплитуде 8 бит (256 уровней амплитуды). Изображение типичного высокочастотного эхосигнала представлено на рисунке 1. Какое общее количество сигналов способна представить данная выборка? Очевидно 256^{400} . Это астрономическое число содержит более тысячи значащих цифр. Не трудно понять, что далеко не все возможные сигналы несут

информацию о дефектах. На самом деле только небольшая часть сигналов (по сравнению с их общим числом) являются информативными. Эта идея, в частности, используется для сжатия данных. Здесь - яркий пример – алгоритмы сжатия данных на основе вейвлет преобразований [3].

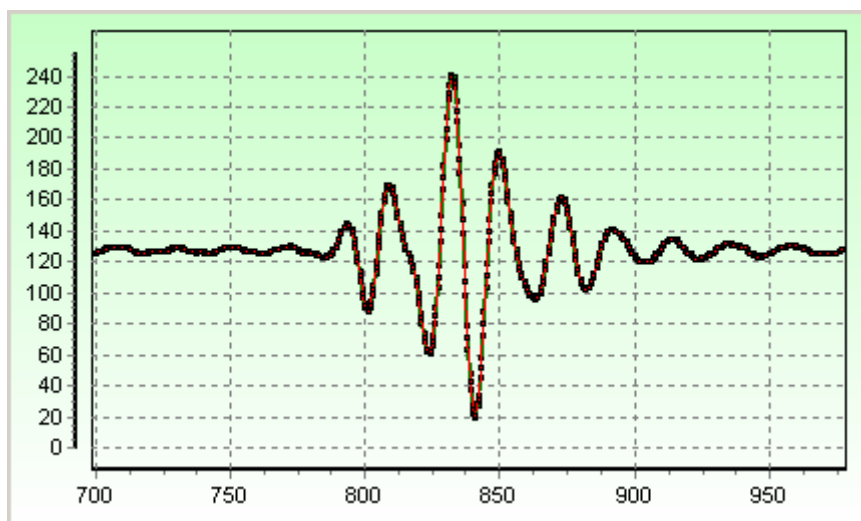


Рис.1. Изображение эхосигнала ультразвукового преобразователя П121-2,5-65⁰-Ø14, полученное с помощью дефектоскопа УД9812.

Сигналы, несущие информацию о дефектах, образуют плотное множество, т.е. если, скажем две несплошности, имеют близкие характеристики, то и сигналы от них будут близки по всем параметрам. Данный тезис очень сложно доказать. Здесь необходимо рассматривать конкретную физическую модель формирования сигнала в приборе НК. По крайней мере, примем такие представления в качестве рабочей гипотезы. В связи с этим нужно сделать два вывода.

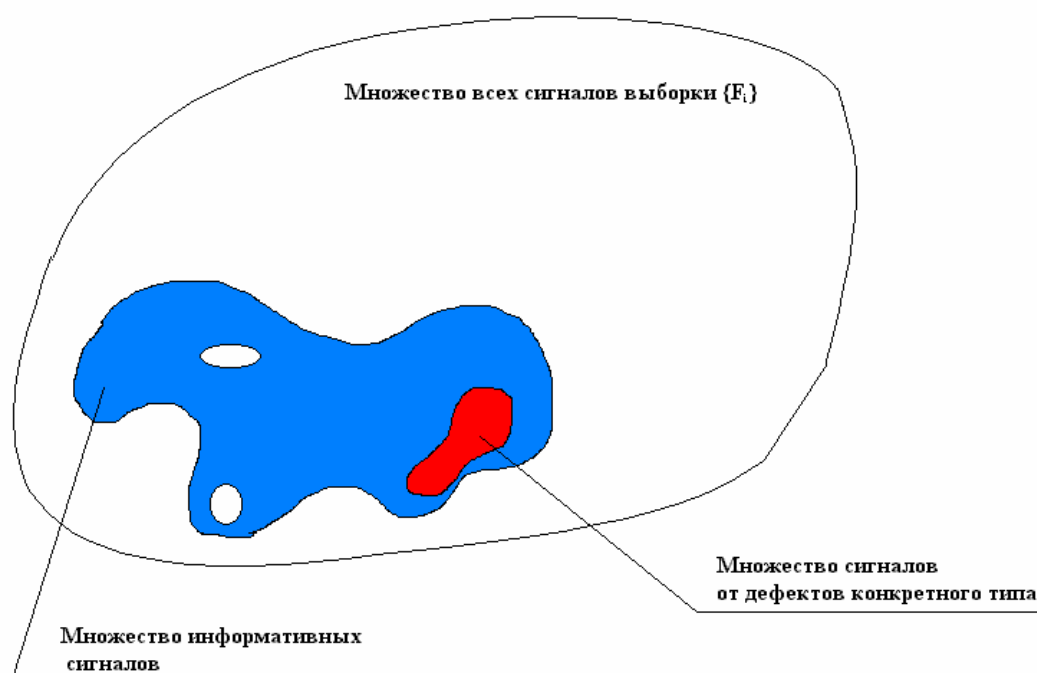


Рис.2. Соотношения между множествами сигналов прибора неразрушающего контроля.

Во-первых, множество информативных сигналов занимает ограниченную и плотную область во множестве всех сигналов выборки.

Во-вторых, множество сигналов от дефектов конкретного типа тоже плотное. Поэтому оно занимает ограниченную область во множестве информативных сигналов, т.е. является его подмножеством.

Соотношения между множествами демонстрирует рисунок 2. Заметим, что множество информативных сигналов не обязательно односвязное. Внутри него могут существовать области с сигналами не несущими никакой информации о дефектах. Один и тот же сигнал может наблюдаться от разных дефектов. То же самое относится и к множествам сигналов от дефектов конкретного типа.

В методиках неразрушающего контроля повсеместно используется амплитудный критерий разбраковки дефектов. Устанавливают некоторый порог амплитуды сигнала (предельную чувствительность) и затем производят сравнение сигнала от дефекта с пороговым уровнем. Если сигнал превышает порог, дефект считают недопустимым (брак). Интуитивно такой подход понятен, - чем больше дефект, тем больше сигнал от него. Однако, амплитудный критерий имеет низкую информативность. Дефект может быть опасным, а амплитуда сигнала от него может оказаться низкой из-за особенностей формы, ориентации, шероховатости поверхности, расположения в изделии и т.д. Есть и обратные ситуации, когда дефект не опасный, а амплитуда сигнала большая, т.е. имеет место перебраковка.

Существуют характерные особенности формы сигнала от дефектов различного типа. Опытные дефектоскописты зачастую используют эту информацию для принятия решения о браке. Если бы можно было отнести дефект к какому-то типу анализируя форму сигнала, то тогда можно установить индивидуальный уровень браковки для каждого типа дефектов. Например, для дефектов типа трещин устанавливается жесткий критерий браковки (низкая амплитуда сигнала), а для округлых дефектов - поры, шлаковые включения и т.п. - устанавливаются более мягкие нормы браковки. В итоге метод неразрушающего контроля обеспечил бы более высокую достоверность результатов.

Таким образом, устройство распознавания должно разделять сигналы прибора НК по их форме, а на выходе устройства должен формироваться сигнал пропорциональный амплитуде обнаруженного сигнала.

Выборку сигнала $\{F_i\}$, $i=[1,N]$ представим иначе - в виде вектора в N-мерном евклидовом пространстве. Будем называть такой вектор и пространство, в котором он существует, -информационным.

Каждый отсчет сигнала F_i является проекцией информационного вектора на некоторую координатную ось E_i . Система координат представляет собой набор из N ортогональных векторов единичной длины- базис.

$$\begin{aligned} E_1 &= \{1,0,0, \dots, 0\}, \\ E_2 &= \{0,1,0, \dots, 0\}, \\ E_3 &= \{0,0,1, \dots, 0\}, \\ &\dots \\ E_N &= \{0,0,0, \dots, 1\}. \end{aligned} \tag{1}$$

Базисные векторы также являются функциями, представленными в виде дискретных отсчетов. Естественно имеется бесконечное количество базисных наборов. В общем виде проекция информационного вектора на базисный вектор вычисляется как

$$A_j = \sum_{i=1}^N F_i E_{ji} . \quad (2)$$

Выделим понятие энергии и амплитуды дискретного сигнала. Обычно, при обработке сигнала от прибора НК $\{F_i\}$, амплитуда трактуется как максимальное значение отсчета в выборке. В информационном пространстве амплитуда - это длина информационного вектора или его модуль $|F|$. Энергия сигнала W определяется как квадрат модуля.

$$|F| = \sqrt{\sum_{i=1}^N F_i^2} , \quad W = |F|^2 = \sum_{i=1}^N F_i^2 . \quad (3)$$

Разделение сигналов в информационном пространстве демонстрирует рисунок 3. Здесь образцы сигналов от дефектов конкретного типа **D1 – D8** получены, например, опытным путем. Далее, указывается коническая область, исходящая из нуля базисной системы координат. Область, которая охватывает все образцы сигналов. Тогда распознавание дефекта производится путем проверки, попадает ли исследуемый сигнал в эту область. Если –да, то дефект относится к данному типу со всеми вытекающими последствиями. На рисунке 3 изображение сигналов как векторов N -мерного пространства показано условно, т.к. объекты в многомерном пространстве невозможно правильно изобразить на плоскости.

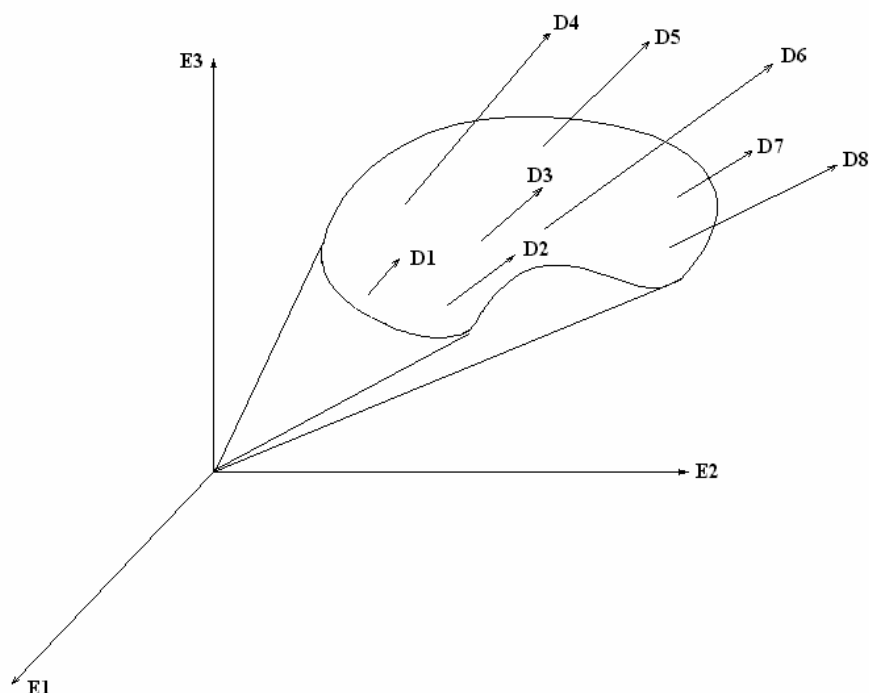


Рис.3. Выделение области информационного пространства с сигналами от какого-либо вида дефекта. **E1, E2, E3** – базисные векторы, **D1 – D8** – образцы сигналов от дефектов.

В настоящее время существует большое количество разнообразных структур нейронных сетей. Достаточно полный перечень типов нейронных сетей с описаниями приведен на сайте [4]. Все сети имеют нейроны с выходной нелинейностью типа насыщения, т.е. выходная функция нейрона такова, что при большом входном сигнале

сигнал на выходе нейрона практически не меняется. Такие сети не гарантируют линейной связи входного обнаруженного сигнала и выходного сигнала сети. Поэтому используем другой подход.

Вначале установим элементарную операцию распознавания сигнала. Пусть имеется образец сигнала $G(x)$, характерный для какого-либо вида дефектов (Рис.4А). Этот сигнал может наблюдаться на выходе прибора НК, если конечно встречается дефект данного вида. Однако, кроме него в сигнале прибора $F(x)$ могут присутствовать сигналы от других дефектов, шум, искажения различного происхождения (Рис. 4Б). Зададимся вопросом, присутствует ли сигнал $G(x)$ в сигнале $F(x)$, и если - да, то какова его амплитуда (Рис.4Б).

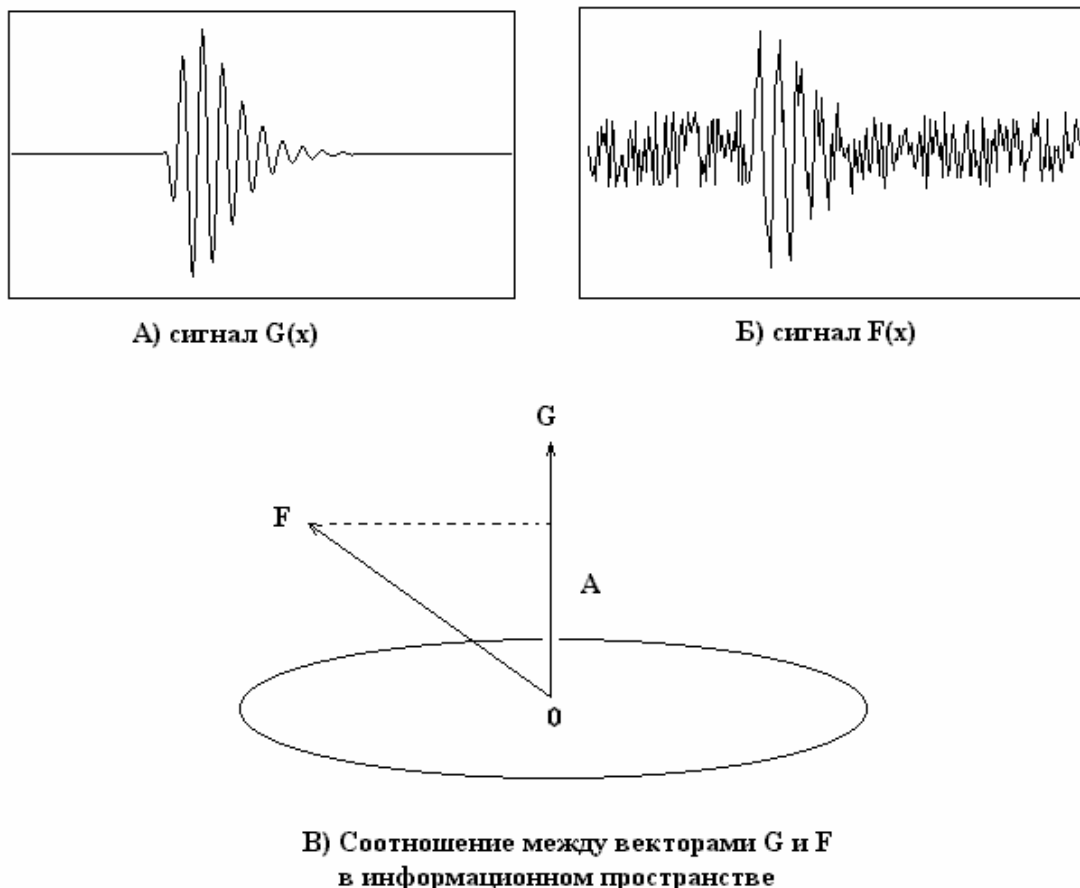


Рис.4. Распознавание сигнала $G(x)$ в сигнале $F(x)$.

Рационально использовать следующий подход. Будем пытаться вычитать образец сигнала с различной амплитудой $A * G(x)$ из сигнала $F(x)$ и найдем энергию остатка

$$\int_{x_1}^{x_2} (F(x) - A * G(x))^2 dx = W_{ост} \rightarrow MIN. \quad (4)$$

Если вычитание приводит к уменьшению энергии $W_{ост}$, то сигнал $G(x)$ присутствует в сигнале $F(x)$. Очевидно также, что полное вычитание сигнала $A * G(x)$ соответствует минимуму энергии остатка. Вычисление амплитуды производится путем решения вариационной задачи

$$\frac{\delta W_{ocm}}{dA} = 0. \quad (5)$$

В результате, после простых преобразований, получим решение вида

$$A = \int_{x1}^{x2} F(x) * G(x) dx. \quad (6)$$

Данное выражение хорошо известно как оптимальный корреляционный фильтр [5]. Заметим, что амплитуда в выражении (6) может быть как положительным, так и отрицательным числом. Отрицательное значение A показывает, что в сигнале $F(x)$ присутствует инвертированный сигнал $-G(x)$. Корреляционный фильтр осуществляет распознавание сигналов $+G(x)$ и $-G(x)$ во входном сигнале.

Установим более жесткую операцию выделения сигнала, в которой выделяется только положительный сигнал $+G(x)$

$$A = DT \left[\int_{x1}^{x2} F(x) * G(x) dx \right]. \quad (7)$$

Здесь операция DT - детектирование – выделяет только положительное значение аргумента (интеграла в скобках). Если аргумент больше нуля – его значение присваивается результату A , если аргумент равен или меньше нуля – результат равен нулю, $A=0$ (Рис.4В).

Для дискретных сигналов аналогом формулы (7) является выражение

$$A = DT \left[\sum_{i=1}^N F_i * G_i \right]. \quad (8)$$

Выражение (8) выделяет положительную проекцию вектора \mathbf{F} на вектор \mathbf{G} . При этом информационное пространство делится на две части с помощью плоскости, проходящей через точку ноль базиса. Вектор \mathbf{G} представляет собой нормаль к плоскости. Если информационный вектор \mathbf{F} дает положительную проекцию на нормаль \mathbf{G} , то результат используется для дальнейшего анализа (сигнал \mathbf{G} присутствует в \mathbf{F}). Если проекция отрицательна или ноль, в сигнале прибора \mathbf{F} нет сигнала \mathbf{G} , анализ не проводится. Еще раз подчеркнем, что при этом используется энергетический принцип определения сигнала \mathbf{G} в сигнале \mathbf{F} .

Используем выражение (8) в качестве элементарной операции распознавания сигналов – операции нейрона. Для выделения областей информационного пространства, в которых располагаются сигналы от дефектов конкретного типа, необходимо использовать много ограничивающих плоскостей. Топология области сигналов может быть весьма сложной (см. Рис.3), поэтому вначале выделяются небольшие замкнутые фрагменты пространства, которые затем объединяются в область сигналов. Эту задачу решает нейронная сеть, показанная на рисунке 5.

Расчет выходного сигнала сети производится следующим образом. Берется ограниченная выборка сигнала $\{F_i\}$, $i=[1,N]$ из данных прибора НК. Фактически данные обрабатываются в окне (Рис.5). Полный анализ всех данных прибора осуществляется путем смещения окна выборки. Это связано с тем, что сигналы, несущие информацию о дефектах, как правило короче общего блока данных прибора.

Сигналы $\{F_i\}$ поступают на первый слой нейронов. Обозначим общее количество нейронов в первом слое – $m1$. Каждый нейрон производит вычисление своего выходного сигнала $NR1_j$.

$$NR1_j = DT \left[\sum_{i=1}^N F_i * K1_{ji} \right], \quad j=[1,m1] \quad (9)$$

Здесь $\{K1_{ji}\}$, $i=[1,N]$ – функции первичного распознавания, выделяющие ряд характерных особенностей сигналов. Совокупность выходных сигналов $NR1_j$, $j=[1,m1]$ ограничивает в первом приближении область распознаваемых сигналов.

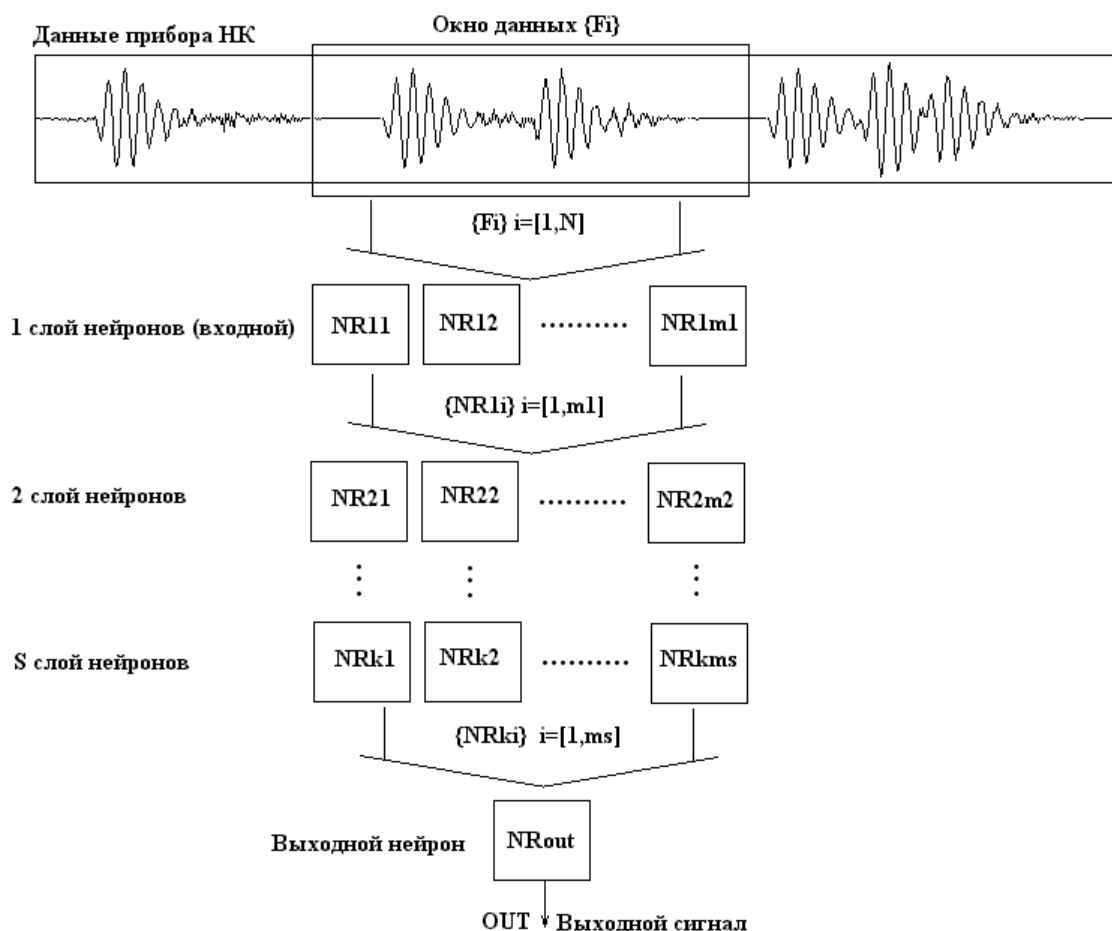


Рис.5. Структура нейронной сети.

Выходные сигналы первого слоя нейронов поступают на второй слой, в котором находится $m2$ нейронов. Второй слой производит аналогичные вычисления

$$NR2_j = DT \left[\sum_{i=1}^{m1} NR1_i * K2_{ji} \right], \quad j=[1,m2]. \quad (10)$$

Нейрон второго слоя добавляет еще одну плоскость, разделяющую информационное пространство. Действительно, нормаль этой плоскости является линейной комбинацией векторов нормалей первого слоя нейронов, сравните формулы (9) и (10). Дополнительное разделение происходит уже в области, ограниченной нейронами

первого слоя. Таким образом, каждый нейрон второго слоя выделяет фрагмент информационного пространства.

Далее сигналы NR_{2j} , $j=[1,m_2]$ поступают на третий слой, где производится еще более детальное разделение пространства. Вычисление проводится по формулам, аналогично (10). И так далее - до слоя с номером S . Таким образом, последовательно осуществляется фрагментация информационного пространства.

Выходной нейрон осуществляет объединение фрагментов

$$OUT = DT \left[\sum_{j=1}^{ms} NRS_j * KS_j \right], \quad j=[1,ms]. \quad (11)$$

Нейронная сеть создает множество плоскостей, разделяющих информационное пространство. Общее количество плоскостей равно общему числу нейронов в сети. Все плоскости проходят через точку ноль базиса, т.е. они имеют общую точку пересечения, соответствующую нулевому сигналу $\{0,0,0,0,\dots,0\}$. Предлагаемая нейронная сеть способна выделять области пространства со сложной конфигурацией, все зависит от взаимного расположения разделяющих плоскостей и от последовательности наложения ограничений. Важным достоинством сети является свойство линейности. Если сигнал попадает в выделенную область информационного пространства, то он создает не нулевой сигнал OUT на выходе сети, причем сигнал OUT пропорционален входному сигналу.

Обучение нейронной сети производится традиционным способом. Данный способ называют еще – обучение с учителем [1].

Обучение производится по образцам сигналов. Выделяют сигналы прибора НК $\{INP_{ij}\}$, которые должна распознавать нейронная сеть, - позитивные сигналы. Каждому сигналу ставится в соответствие выходной сигнал сети OUT_j . Кроме того, указываются сигналы $\{INA_{ij}\}$, на которые сеть не должна реагировать, - альтернативные сигналы. Выход сети при воздействии альтернативного сигнала должен быть равен нулю. Альтернативные сигналы необходимы для правильного разграничения информационного пространства. Качество работы нейронной сети во многом определяется тем, насколько полно заданы позитивные и альтернативные сигналы в информационном пространстве.

Очень важно, чтобы обучающие сигналы были не противоречивы. Если, например, задать некоторый позитивный сигнал и одновременно указать близкий к нему сигнал как альтернативный, то нейронная сеть в процессе обучения будет искать малые отличия между ними. В результате разделение таких сигналов не произойдет.

Качество обучения определяют по суммарной квадратичной ошибке между выходными сигналами сети и обучающими выходными сигналами. Суммирование ошибок производится по всем позитивным и альтернативным сигналам.

Хорошо зарекомендовал себя следующий алгоритм обучения.

1. Все параметры сети устанавливаются в ноль.
2. Производится расчет суммарной квадратичной ошибки выходного сигнала сети.
3. Параметры сети изменяются, используя датчик случайных чисел. Создают случайные изменения параметров.
4. Вычисление суммарной квадратичной ошибки выходного сигнала.
5. Проверка уменьшения ошибки. Если ошибка уменьшилась, то принимают новые значения параметров. Если же ошибка увеличилась, то отменяется приращение параметров на данном шаге.
6. Переход на 3 этап.

Если строго следовать алгоритму, приведенному выше, то вычисления никогда не закончатся, т.к. создан «вечный» цикл с пункта 6 на пункт 3. В реальных алгоритмах предусматривают прерывание вычислений. Условием окончания вычислений здесь может быть ограничение по количеству выполняемых циклов.

Есть еще одна особенность алгоритма. Дело в том, что по мере уменьшения ошибки сети необходимо постепенно уменьшать величину случайного приращения параметров, иначе алгоритм не сможет найти следующее приближение. Хорошие результаты дает способ подсчета неудачных попыток изменения параметров. Например, если наблюдается подряд более 30 неудач, то величину случайного приращения уменьшают в два раза и продолжают вычисления.

Работа с нейронными сетями требует специального программного обеспечения. Для исследования работы нейросетей была создана программа NEURON1.EXE. Программа содержит интерфейс подготовки тестовых сигналов, каталог обучающих выборок, алгоритм работы нейронной сети и алгоритм обучения. Программа ориентирована в первую очередь на задачи распознавания сигналов ультразвукового дефектоскопа.

В качестве примера рассмотрим задачу обнаружения эхосигнала ультразвукового дефектоскопа. Пусть имеется типичный эхосигнал – рисунок 6А. Частота заполнения эхосигнала 5МГц. Частота дискретизации 60МГц. Выборка сигнал содержит 277 отсчетов – общая ширина графика на рисунке 6А. Необходимо определить временное положение сигнала и его амплитуду.

Сформулируем проблему обнаружения эхосигнала как задачу распознавания. Ранее было отмечено, что нейронная сеть анализирует ограниченный блок данных, проводит распознавание в некотором окне (см. Рис.5). Установим ширину окна 150 отсчетов. Затем будем перемещать окно слева направо с шагом в один отсчет и каждый раз проведем расчет выходного сигнала сети OUT. В итоге получим график выходного сигнала сети. Потребуем, чтобы сеть распознавала эхосигнал только в одном его положении в окне. Тогда выходной сигнал сети должен содержать один отсчет равный амплитуде эхосигнала, а все другие отсчеты равны нулю (Рис.6Б).

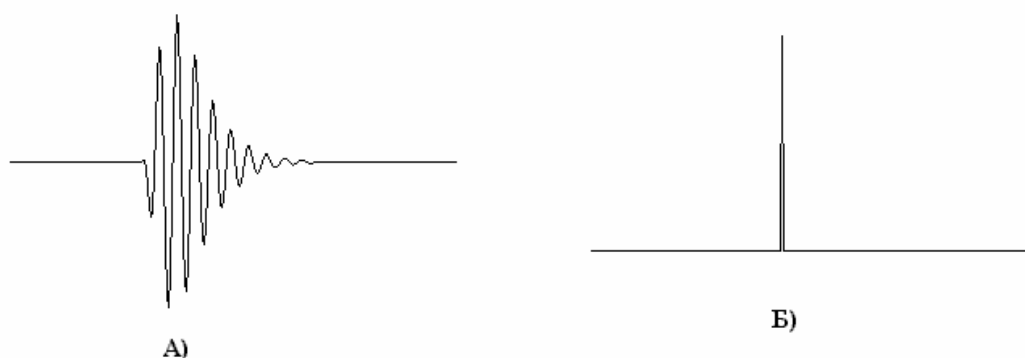


Рис.6. Распознавание сигнала ультразвукового дефектоскопа.
А) эхосигнал, Б) ожидаемый сигнал на выходе нейронной сети.

Конечно же, измерение параметров короткого импульса производится намного проще, чем высокочастотного эхосигнала. Фактически обучающий набор входных сигналов содержит только один позитивный сигнал, соответствующий определенному положению эхосигнала в окне, и много альтернативных сигналов, которые представляют собой тот же эхосигнал, но сдвинутый в окне вправо и влево.

Для решения этой задачи использовалась довольно простая однослойная нейронная сеть. Сеть имеет 4 нейрона во входном слое и 1 выходной нейрон. Обучение сети на сигналах (Рис.6) занимает примерно 30 секунд.

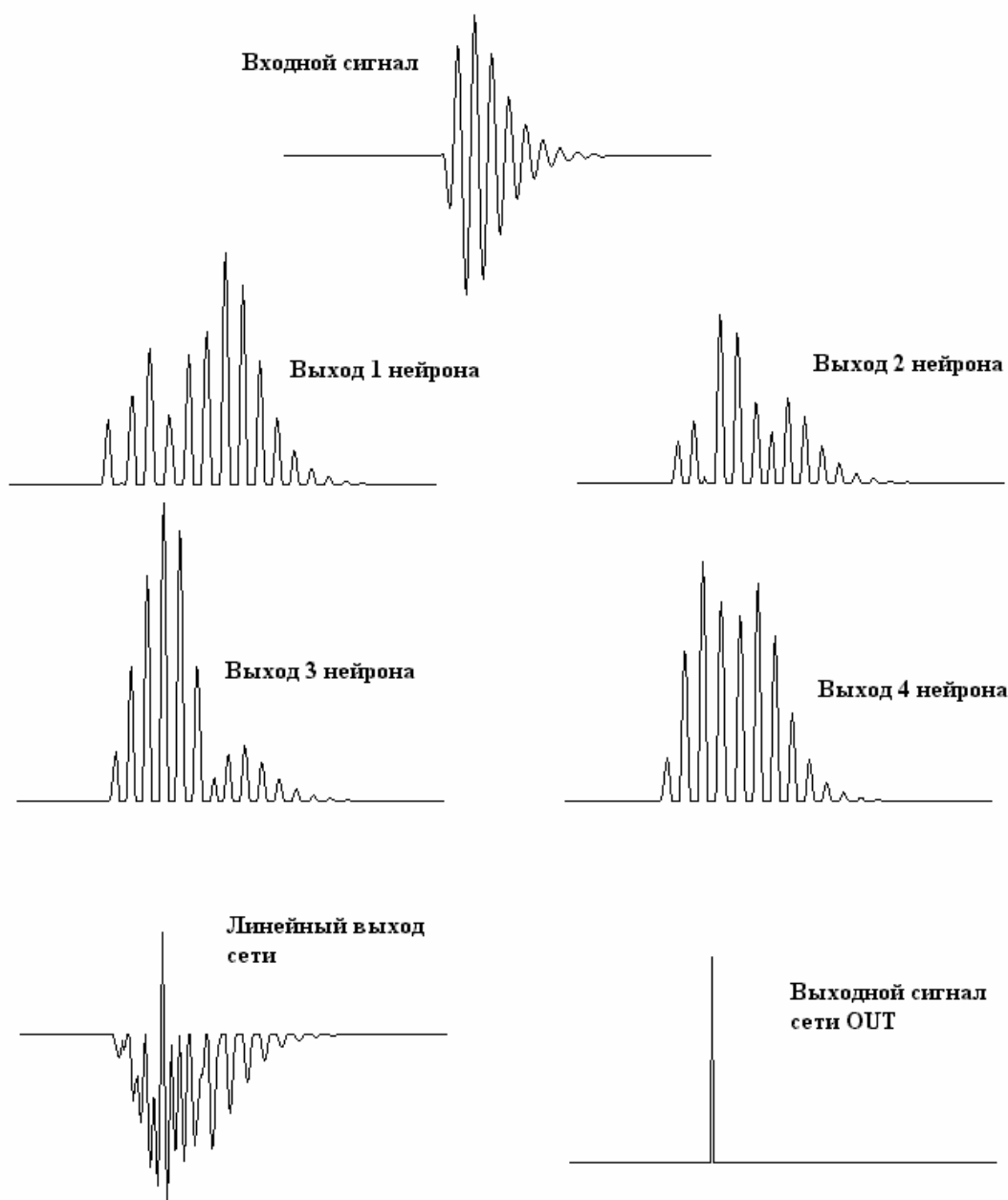


Рис.7. Сигналы в различных точках нейронной сети.

Сигналы в различных точках нейронной сети показаны на рисунке 7, а функции нейронов входного слоя изображены на рисунке 8. В данном примере нейронная сеть выделяет некоторую область в 150-мерном информационном пространстве, т.к. ширина окна составляет 150 отсчетов. Область распознавания ограничена пятью плоскостями (сеть содержит 5 нейронов). Плоскости, разделяющие информационное пространство расположены так, что в выделенную область попадает один эхосигнал. Все другие сигналы, полученные путем сдвига исходного эхосигнала, оказываются за пределами области. Человек не в состоянии представить конфигурацию данной области в

информационном пространстве. Тем не менее, нейронная сеть успешно справляется с поставленной задачей.

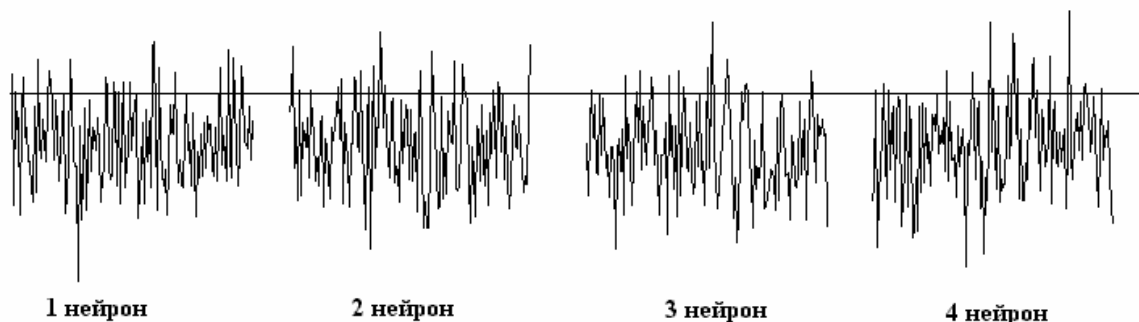


Рис.8. Функции нейронов входного слоя.

Заметим, что информационные векторы нейронов входного слоя (Рис.8) образуют 4-х мерное подпространство, в котором собственно и происходит разделение эхосигналов. Остальная часть информационного пространства имеет размерность 146. Здесь разделяющие плоскости имеют произвольное расположение, т.к. при обучении нейронной сети не были предъявлены сигналы из этой части пространства. На этот факт также указывает шумоподобный вид функций нейронов входного слоя (Рис.8). Следовательно, существует множество сигналов, на которые реагирует данная нейронная сеть (создает сигнал на выходе). В этом смысле поведение сети непредсказуемо.

Полное разделение эхосигнала (Рис.6А) от всех других сигналов может быть достигнуто, если в набор обучения добавить как минимум 146 альтернативных сигналов. В этом случае 4-х нейронов во входном слое недостаточно. Нужно 150 нейронов. Возможно, необходимо еще увеличить количество слоев в нейронной сети.

Таким образом, для обеспечения надежной работы нейронных сетей необходимо подготовить большое количество образцов сигналов, охватывающих все размерности информационного пространства.

Заключение.

Задачу классификации дефектов решает человек (специалист), и решает ее эмпирически, действуя на основании своего опыта и интуиции, поэтому конечный продукт – устройство распознавания - отражает знания и опыт специалиста и, к сожалению, – его заблуждения.

Известна мысль, что нейронные сети обладают свойством ненадежности [1]. Нейронная сеть хорошо делает то, чему ее научили и делает это так, как ее научили. Если на вход нейронной сети подать неизвестный для нее сигнал, то реакция сети будет непредсказуемой, т.к. использовался алгоритм случайного поиска.

Распространено мнение, что любое техническое устройство должно при любых воздействиях выдавать адекватные реакции. В решении задач распознавания образов, где порой трудно найти не просто правильное, а хотя бы рациональное решение, мы почему-то требуем, чтобы техническое устройство (созданное нами) всегда выдавало правильный результат.

По-моему, проблема в другом, необходимо изменить отношение к нейронным сетям, а для этого нужно поставить вопрос иначе.

На мой взгляд, нейронная сеть является одновременно носителем информации и практическим устройством, другими словами сеть объединяет функции книги и инструмента.

Нейронные сети содержат в себе опыт и знания специалистов. Они могут тиражироваться без искажений и без ограничений, как книги. О формате данных и структурах сетей всегда можно договориться, создать стандарт. Нейронную сеть конечно нельзя прочитать, как книгу, но зато с ней можно поработать, поэкспериментировать и приобрести заложенные в нее знания. Точно также сегодня приобретают опыт дефектоскописты, проходя обучение и занимаясь практической работой. Читатель может возразить, – как быть с неадекватными реакциями сети на сигналы, которым она не обучена? А разве в книгах, научных статьях, нормативно-технической документации все написано правильно и есть исчерпывающие ответы на все вопросы?

Нейросеть является мощным и универсальным инструментом распознавания дефектов. Нейросеть не принимает и не должна принимать решений о годности изделий. Она не заменяет человека в этом, самом ответственном деле, а является его помощником, также как дефектоскоп.

В конечном итоге человек должен нести ответственность за результаты контроля, полученные с участием нейронной сети. С одной стороны это разработчик устройства и, с другой стороны, специалист, занимающийся эксплуатацией сети, ее применением. И тот и другой должны обладать определенным опытом и квалификацией.

Список литературы

1. Ф.Уоссермен, Нейрокомпьютерная техника, М.,Мир, 1992.
2. Artificial Neural Networks: Concepts and Theory, IEEE Computer Society Press, 1992.
3. Achero M., Gradjean S. (1994). *METEOSTAT Image Compression using the Wavelet Transform* ESA contract final report 10031/92/D/IM, Royal Military Academy, Belgium, March 14, 1994, URL: <ftp://ftp.elec.rma.ac.be/user/jma/finrep1.ps.gz>
4. Наука и обучение. Информация по нейронным сетям. URL: <http://www.91.ru/Education/>
5. Макс Ж. Методы и техника обработки сигналов при физических измерениях: В 2-х томах, Пер. с франц.- М.: Мир 1983.