

С.К.Фомичев¹, д-р техн.наук, Г.Пор², д-р техн.наук, А.Е. Пирумов¹, канд.техн.наук, М.А.Яременко³
канд.техн.наук.

1-НТУ Украины «Киевский политехнический институт» г. Киев, Украина; 2-Колледж Дунайвароша,
г. Дунайварош, Венгрия; 3-Институт электросварки им. Е.О.Патона, г.Киев, Украина

ВОЗМОЖНОСТЬ ПРИМЕНЕНИЯ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ АЭ ОБРАЗОВ

Проведено дослідження щодо можливості застосування штучних нейронних мереж для розпізнавання джерел акустично-емісійних подій. Визначено інформативні параметри процесу. Дослідження проводились для двох типів джерел АЕ подій: джерело Hsu-Nielsen та зосереджений удар металевим бойком. Для розпізнавання використано нейронну мережу LVQ. Дослідження показали принципову можливість розпізнавання АЕ подій з достатньою точністю.

Study of possibility of artificial neural network use for recognizing of sources of acoustic-emission events was provided. Informative process parameters were determined. Two types of sources were studied: Hsu-Nielsen and impact with metal bullet. LVQ neural network was used for recognizing. It was identified that quality monitoring technology with use of neural networks allows to detect acoustic-emission events with reasonable accuracy.

Акустико-эмиссионный контроль (АЭ контроль) имеет ряд преимуществ перед другими методами неразрушающего контроля благодаря своим особенностям. Среди прочих: обнаружение и регистрация дефектов развивающихся, обеспечивает контроль всего объекта с использованием малого числа преобразователей сигналов, неподвижно установленных на поверхности объекта и др.

Особенностью метода АЭ контроля, которая ограничивает его применение, в ряде случаев связана с трудностями выделения сигналов акустической эмиссии (АЭ) на фоне помех. Если сигналы АЭ имеют малую амплитуду, выделение полезного сигнала на фоне помех представляет собой сложную задачу. Существенным затруднением является отсутствие единой информативной базы, содержащей систематизированные результаты исследований, которые позволяли бы распространять полученные результаты на ряд подобных.

Современные системы, использующие метод АЭ контроля, в основном нуждаются в наличии оператора для анализа полученных данных акустической эмиссии. Поэтому актуален вопрос поиска средств, которые могли бы перенести выполнение функции анализа полученных характеристик на машинную часть системы.

В настоящее время разработаны методы распознавания образов с помощью нейронных сетей с различной структурой и спецификой, благодаря чему открывается широкое пространство для исследований. Современные технологии позволяют создавать компьютерные системы, использующие нейронные сети, входными образами для которой могут быть характеристики акустических сигналов. Обученная таким образом сеть должна классифицировать дефект, который повлек излучение акустических волн.

Типичными информационными параметрами, которые должны фиксироваться при анализе сигналов АЭ являются [1]:

- Порог, относительно которого рассчитывается число осцилляций, т.е. пересечение его с сигналом;
- Амплитуда (максимальное значение сигнала);
- Длительность (полное время от пересечения сигналом порога до ухода под порог);
- Время нарастания сигнала (время от первого пересечения порога сигналом до достижения им максимальной амплитуды);
- Относительная энергия сигнала (площадь огибающей кривой АЭ импульса).

Для дискретной АЭ вводятся следующие информационные параметры:

- Общее число импульсов – число зарегистрированных импульсов АЭ за интервал времени;
- Активность АЭ – общее число импульсов, сопоставлений к единице времени;
- Суммарная АЭ – число зарегистрированных превышений (выбросов) АЭ сигналов установленного уровня за заданный интервал времени;
- Скорость счета – число зарегистрированных превышений АЭ сигналов установленного уровня за единицу времени;
- Плотность вероятности амплитуды импульсов, то есть вероятность того, что амплитуда АЭ импульса A_0 находится в интервале от A до $A+dA$, чаще используют производный параметр – количество импульсов, амплитуда которых находится в интервале от A до $A+dA$.
- Распределение временных интервалов между отдельными АЭ импульсами;
- Амплитудно-временное распределение импульсов АЭ – функция, указывающая на количество импульсов, зарегистрированных в промежутке времени от T до $T+dT$, амплитуда которых находится в интервале от A до $A+dA$.
- Спектральная плотность дискретной АЭ.

Современные технические возможности позволяют упростить работу оператора интеллектуальной системы и перевести задачу распознавания образов на машинную часть системы (при таком подходе широко используются искусственные нейронные сети).

Таким образом, целью данной работы является определение возможности применения нейронных сетей для распознавания источников сигналов акустической эмиссии в металлических конструкциях.

Для построения системы распознавания источников сигналов АЭ на базе искусственных нейронных сетей было проведено две серии экспериментов: с источником Hsu-Nielsen (излом графитового стержня) и сосредоточенный удар металлическим бойком. Методика экспериментов заключалась в следующем. На стальной пластине (рис.1) были зафиксированы четыре пьезоэлектрических датчика для регистрации сигналов АЭ. Регистрацию АЭ сигналов проводили с помощью прибора Sensophone AED-40 (рис.2) подключенного к персональной ЭВМ. В качестве источников сигналов акустической эмиссии были выбраны: Эксперимент считали состоявшимся при выявлении прибором акустического «события». Было проведено более 90 экспериментальных измерений.



Рис. 1. Стальная пластина с закрепленными датчиками АЭ

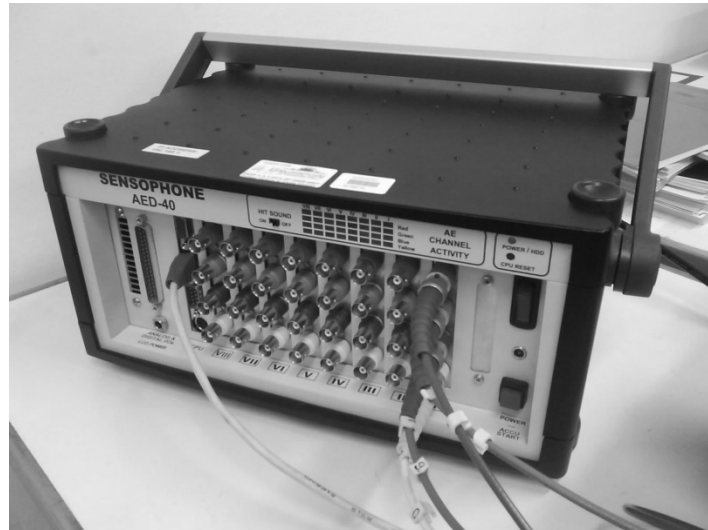


Рис. 2. Прибор для регистрации сигналов АЭ AED-40

Для классификации входных данных параметров АЭ предложена нейронная сеть LVQ (Learning Vector Quantization, рис.3). Нейронная сеть состоит из двух слоев: скрытый (конкурирующий слой) и линейный выходной слой. Используемая в работе нейронная сеть имела 12 нейронов в конкурирующем слое и 2 нейрона в выходном слое, что соответствует двум типам распознаваемых сигналов. Количество нейронов конкурирующего слоя выбиралось методом подбора и при их числе равном 12, нейронная сеть имела минимальную ошибку обучения, а дальнейшее увеличение количества нейронов не приводило к повышению качества работы сети. Создание и обучение нейронной сети проводили с применением пакета MATLAB [2].

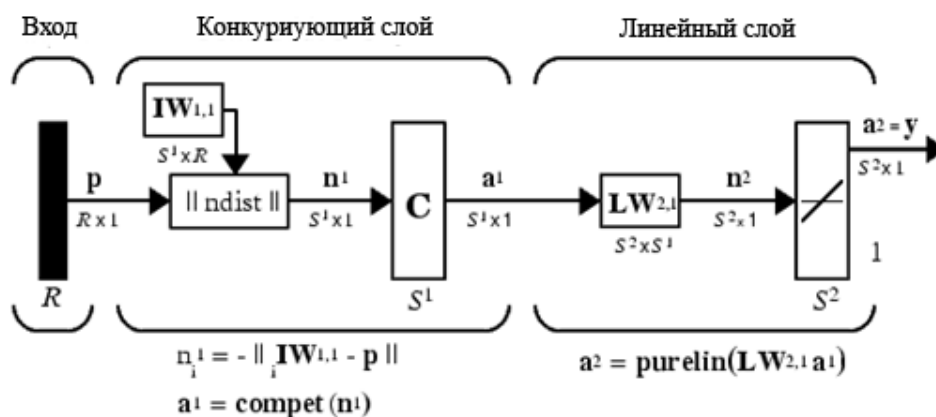


Рис. 3. Структура нейронной сети LVQ

Создания нейронной сети подразумевает прохождение следующих этапов (рис.4).

Нейронная сеть может обучаться по одному из двух алгоритмов обучения: тренировка и адаптация. В случае адаптации входные вектора предоставляются нейронной сети в порядке их представленном пользователем (учителем), а в случае тренировки – случайным образом. Метод тренировки на практике используется чаще, что и обуславливало наш выбор в данной работе.

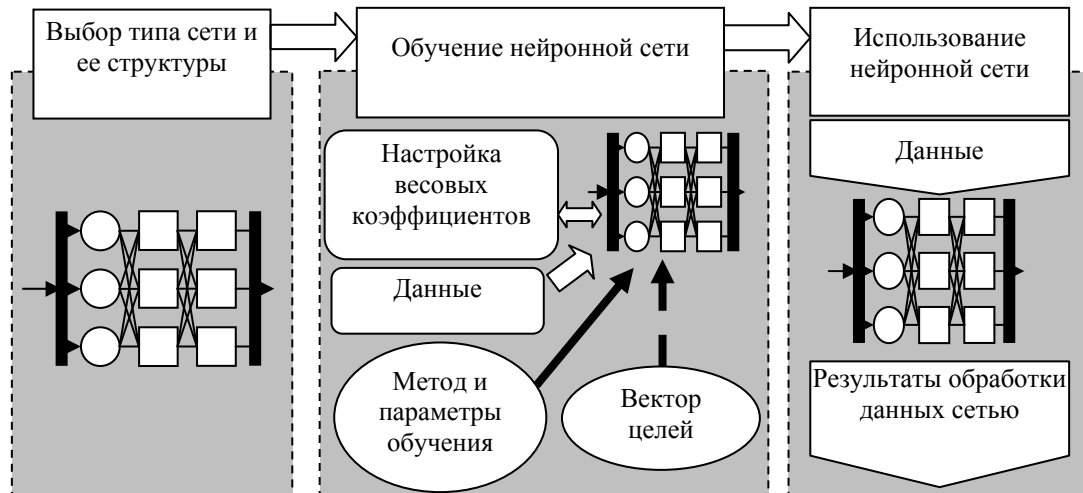


Рис. 4. Этапы проектирование систем на базе искусственных нейронных сетей

Таким образом, алгоритм построения программы для обучения нейронной сети можно представить следующим образом (рис.5).

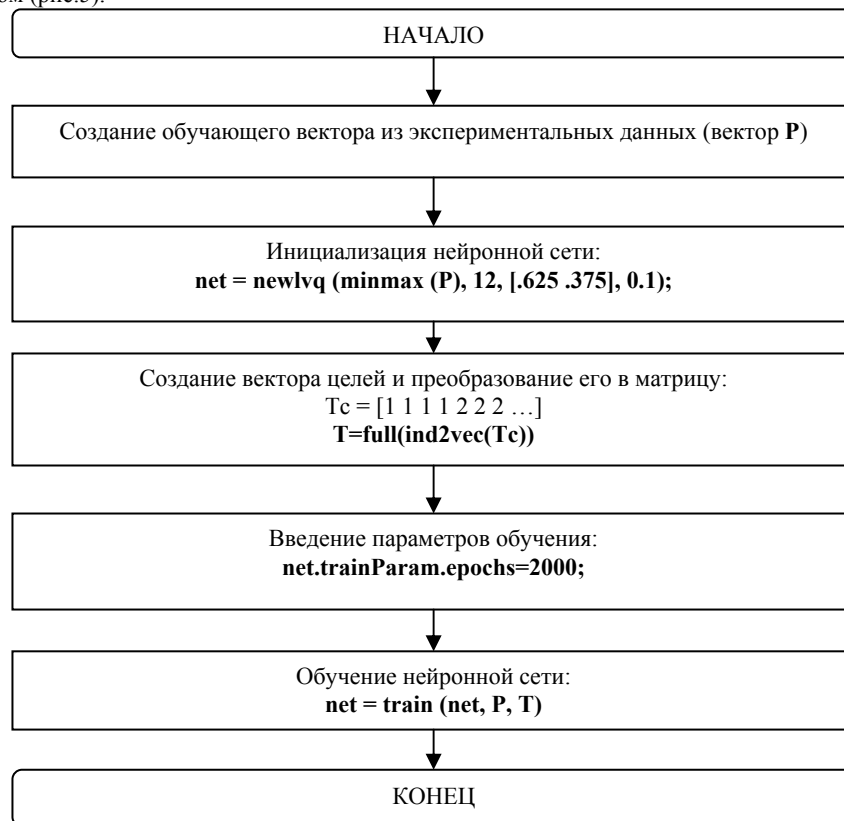


Рис. 5. Алгоритм создания и обучения нейронной сети

Следует отметить, что деление источников сигнала на 2 класса не является оптимальным из-за невозможности распознавания любых других АЭ событий. Однако данная работа посвящена определению возможности распознавания источников АЭ сигналов при помощи нейронных сетей. В дальнейшем база сигналов от различных источников АЭ для обучения и распознавания должна быть значительно расширена.

В качестве входных параметров были выбраны следующие: амплитуда сигнала, общее число импульсов, время нарастания сигнала, продолжительность и относительная энергия. Таким образом, учитывая количество датчиков (4 датчика) и указанный набор характеристик (5 характеристик) на вход нейронной сети подавали вектор состоящий из 20 значений.

Указанная нейронная сеть относится к классу сетей, обучение которых производится при помощи учителя. Поэтому полученные экспериментальные данные были разделены на 2 группы. Первая использовалась для создания и обучения нейронной сети, вторая – для проверки ее работоспособности.

Обучения нейронной сети прекратилось через 47 циклов, а ошибка обучения была равна нулю. Обучающий вектор был распознан без ошибок. Результаты распознавания данных экспериментов, которые не участвовали в обучении нейронной сети, представлены на рис.6. Из диаграмм видно, что используемые источники АЭ распознавались нейронной сетью с общей ошибкой, которая не превышает 24 % (отношение количества неправильно распознанных блоков к общему их числу). Это достаточно высокая ошибка, однако, следует отметить, что ее значительное уменьшение возможно при увеличении базы данных экспериментов и увеличении размера вектора обучения. Следует отметить, что существует принципиальная возможность разделения источников сигналов акустической эмиссии с помощью систем искусственного интеллекта, в частности при помощи нейронных сетей.

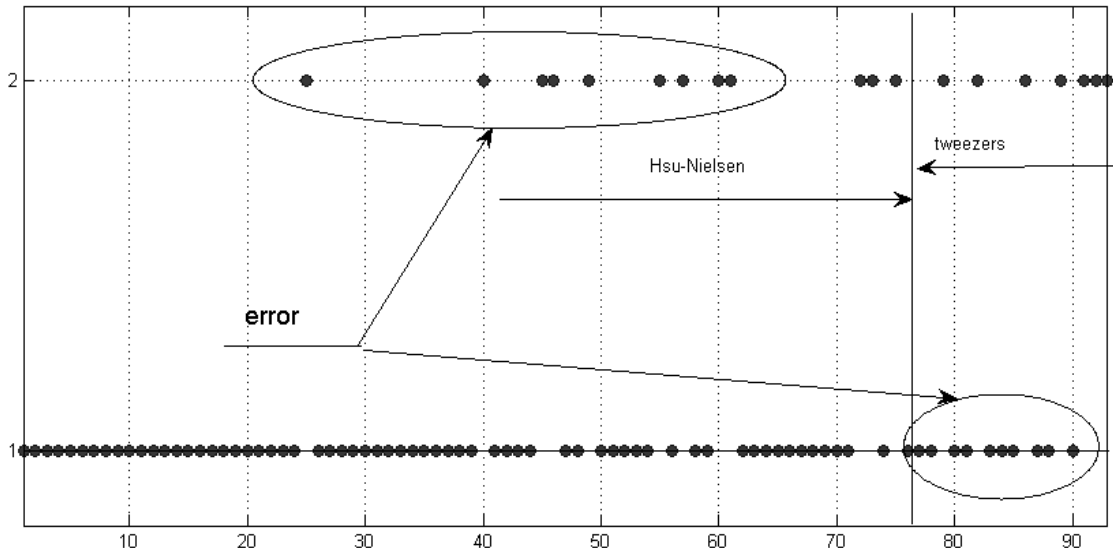


Рис. 6. Результаты распознавания экспериментальных данных обученной нейронной сетью

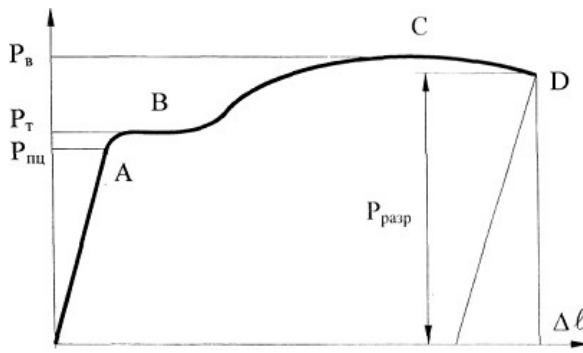


Рис. 7. Типичная диаграмма растяжения стали

Полученные результаты открывают широкие возможности для исследований, состояния материала при механическом нагружении. Например, исследование образцов подверженных одноосному растяжению (рис.7).

Переход материала из зоны упругости (OA) в зону текучести (AB), а далее в зону упрочнения (BC) сопровождается изменениями в структуре материала, в том числе и движению дислокаций, что в свою очередь приводит к возникновению акустических сигналов. Таким образом, по механическим испытаниям с одновременным измерением сигналов АЭ возможно судить о текущей стадии материала и, возможно, прогнозировать срок службы конструкций на его основе. Для этого

необходимо научиться классифицировать сигналы акустической эмиссии при разных напряженно-деформированных состояниях материала. Для классификации сигналов АЭ возможно применять нейронные сети, поскольку они достаточно успешно справляются с классификацией сигналов, что показано ранее.

Экспериментальные исследования проводили на разрывной машине ВЕТА-100-3 с механическим приводом. Скорость растяжения – 1 мм/мин. Схема расположения датчиков АЭ представлена на рис.8. Толщина образцов колебалась от 0,5 до 3 мм.

Измерения и регистрация сигналов АЭ проводились прибором АЕД-40. Программное обеспечение, входящее в комплект поставки указанного прибора позволяет применять режим – режим для компенсации акустических сигналов, которые возникают за счет зажимных устройств машины. В качестве «щита» выступали крайние датчики (рис.8).

В результате экспериментов получали диаграммы растяжения аналогичные представленной на рис.9.

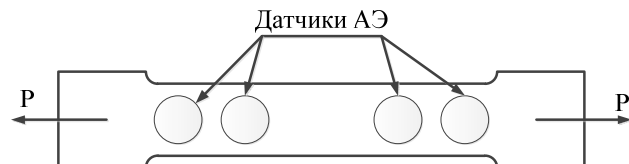


Рис. 8. Схема расположения датчиков АЭ на стандартном образце для механических испытаний на статическое растяжение

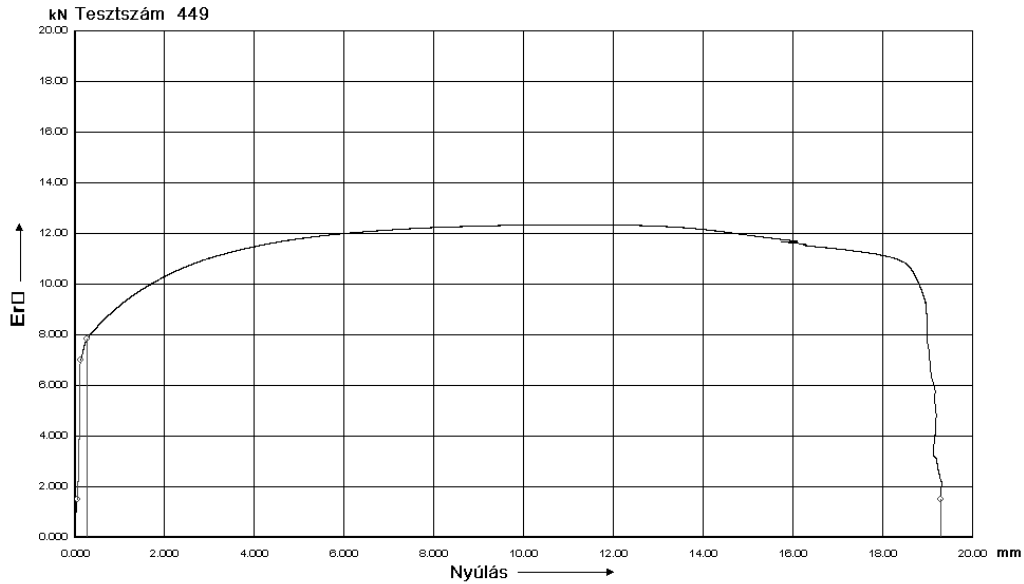


Рис. 9. Диаграмма растяжения стального образца (толщина 2 мм)

Для каждого растяжения были зарегистрированы акустические сигналы и соответствующими им основные характеристики (рис.10, 11).

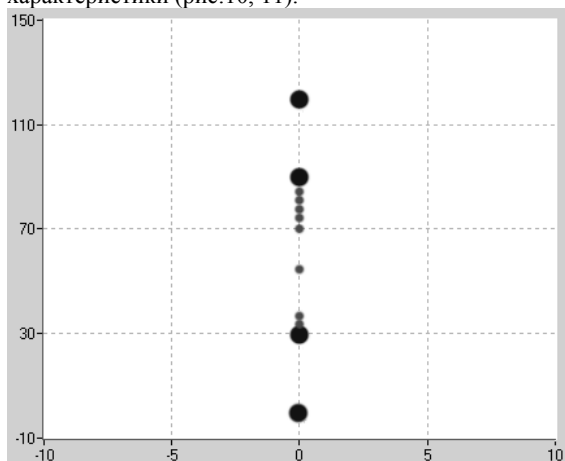


Рис. 10. Карта расположения акустических событий

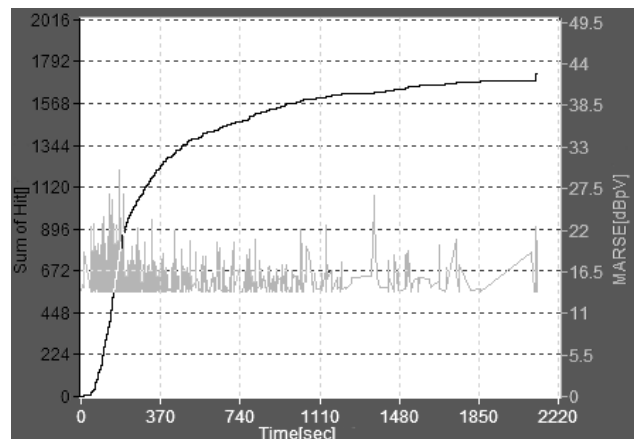


Рис. 11. Распределение энергии (MARSE) и суммы акустических сигналов

Сопоставление диаграмм растяжения и распределения энергии на разных стадиях, можно увидеть, что энергия (MARSE) значительно выше на участке текучести, это дает основания полагать, что выявление различных напряженных состояний материала на основе анализа сигналов акустической эмиссии – возможно.

Выводы

1. Применение искусственных нейронных сетей позволяет классифицировать источники АЭ событий с точностью не менее 75 %, что открывает перспективы для автоматизации АЭ контроля.

2. Проведенные предварительные эксперименты показывают принципиальную возможность определения по сигналам АЭ с помощью искусственных нейронных сетей состояние материала подверженного механическим нагрузкам.

Список литературы

1. Поллок А. Акустико-эмиссионный контроль // Авторская перепечатка из книги Металлы (METALS HANDBOOK), 9-ое издание, т. 17, ASM International (1989):с. 278-294
2. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети. MATLAB 6. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.