

УДК [677,021,17:533.6]:519.711

**ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ СИСТЕМ
ДЛЯ ОЦЕНКИ СОСТОЯНИЯ МЕТАЛЛА
РАБОЧИХ ОРГАНОВ ТЕКСТИЛЬНЫХ МАШИН**

С.Г.СИДОРОВ, В.П.ЖУКОВ, Ф.Н.ЯСИНСКИЙ

**(Ивановская государственная текстильная академия,
Ивановский государственный энергетический университет)**

При эксплуатации текстильного оборудования вопрос о продлении его службы связан с возможностью оперативной диагностики состояния металлических конструкций. Для решения этой проблемы разработана система классификации состояний металла: определение категории повреждения металла (КПМ) [1].

В зависимости от категории повреждения решается вопрос о возможности дальнейшей эксплуатации изделия. Однако при определении КПМ сталкиваются с рядом проблем: оценку металла может дать эксперт в данной области, для подготовки которого требуется длительное время; оценки разных экспертов часто не совпадают; четкие алгоритмы определения КПМ отсутствуют.

Для достоверной автоматизированной оценки состояния металла предлагается использовать нейронные сети [2], под которыми в данном случае понимаются ими-

тирующие их работу компьютерные программы. Применение нейронной сети для конкретной задачи связано с выбором структуры сети, выбором алгоритма ее обучения и выбором параметров сети.

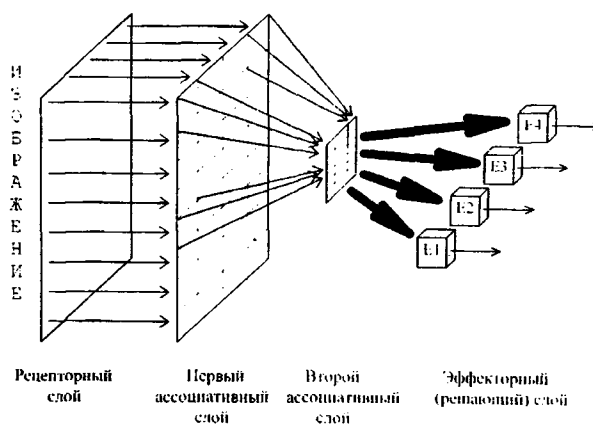


Рис. 1



а) категория 1



б) категория 76

Рис. 2

В целях оценки состояния металла выбрана двухслойная сеть с эффекторным (решающим) слоем, структура которой показана на рис. 1. На вход сети подается изображение микрообразца. Примеры исходных изображений (фотоснимки металлов разных категорий) приведены на рис. 2. Каждый слой сети – это матрица определенного размера. Подать изображение на рецепторный слой – означает заполнить соответствующие элементы матрицы числами, определяющими цвет экранного пикселя. Рецепторный слой связан с первым ассоциативным слоем, а тот, в свою очередь, – со вторым ассоциативным слоем, информация с которого поступает на эффекторный слой. Связи между слоями характеризуются весовыми коэффициентами, которые подбираются при обучении сети. На выходе эффекторного слоя получается четырехразрядное двоичное число, которое определяет категорию повреждения металла микрообразца.

Технология создания, обучения и эксплуатации нейронной сети применительно к задаче распознавания образов строится следующим образом.

1. Формируется набор обучающих образов с известными категориями повреждения металла.

2. Осуществляется первоначальная настройка нейронной сети – весовым ко-

эффициентам присваиваются случайные значения.

3. Обучающие последовательности в определенном порядке предъявляются нейронной сети. Нейронная сеть в соответствии с имеющейся матрицей весов классифицирует предъявленные образы. Полученные результаты сравниваются с оценками экспертов. На основе этого сравнения происходит коррекция весовых коэффициентов нейронной сети. Процесс коррекции весовых коэффициентов называется процессом обучения.

4. Обучение продолжается до тех пор, пока результаты оценки нейронной сетью с заданной вероятностью не совпадут с эталонными оценками экспертов.

5. После этого нейронная сеть считается настроенной (обученной) на задачу распознавания образов и ее можно использовать для классификации других снимков. Имеется возможность производить последующее дообучение нейронной сети в процессе ее эксплуатации.

Рассмотрим далее некоторые аспекты оптимизации параметров сформированной сети.

При передаче информации между слоями часть ее отсеивается – для этого применены так называемые пороги. У каждого ассоциативного слоя используется свой порог. Если передаваемое на слой

значение не превышает заданный порог, то оно отбрасывается (то есть принимает значение, равное нулю).

Применение порогов позволяет отбросить незначимую или малозначимую часть информации. Подбор значений порогов является достаточно сложной задачей и производится на основании опыта. Для разных последовательностей образов оптимальные значения порогов могут отличаться. Неправильно подобранные пороги могут замедлять процесс обучения и в ряде случаев сделать его вообще невозможным.

Обучение нейронной сети осуществляется послойно – начиная с последнего слоя. Истинное числовое значение категории сравнивается с числовым значением, сформированным нейронной сетью. Полученная разница представляет собой ошибку распознавания. Ошибка, умноженная на вес обучения соответствующего слоя, представляет собой поправку для весов этого слоя. Далее с учетом полученных поправок происходит корректировка весов всех слоев. Сеть считается обученной, если ошибка распознавания не превышает допустимый предел (в наших экспериментах – не более 1...2%).

При указанной структуре нейронной сети (рис. 1) в оперативной памяти приходится формировать очень большие массивы данных и весов (512x512 элементов), что при использовании данных типа Real соответствует примерно 1,5 Мбайт оперативной памяти. Использование массивов таких размеров резко замедляет обучение нейронной сети.

Для ускорения работы программы и уменьшения требований к оперативной памяти предложено поочередно использовать массивы меньшего размера. При этом массив 400x400 элементов (первый ассоциативный слой), представляющий группу из 400 массивов размером 20x20 элементов, можно заменить одним массивом 20x20 элементов. При работе программы этот массив поочередно обслуживает все группы, сканируя полное изображение. Результат, полученный с помощью одного такого массива, соответствует входному

значению для одной клетки второго ассоциативного слоя.

При традиционном способе обучения нейронной сети на компьютере класса AMD-133 МГц и 16 образах в обучающей последовательности затраты машинного времени составили около 13 мин.

С целью повышения скорости обучения и улучшения его качества опробованы различные методики настройки нейронной сети. Один из таких способов – это последовательное обучение небольшими группами обучающих примеров.

Вся последовательность обучающих образов делится на небольшие группы по 3...4 изображения. Обучение производится по образам внутри группы с ее последующим частичным обновлением и длится до обучения нейросети по входящим в нее образам. При смене группы сеть теряет часть предыдущей информации, но при повторных прохождениях процесса обучения по группам частично ее восстанавливает. Чем меньше образов в группе, тем быстрее идет обучение.

Сравнение скоростей обучения производилось для групп и для всей последовательности. Количество изображений в группе имеет и свой нижний предел. Так, при использовании только двух образов в группе наблюдались ситуации прекращения обучения сети.

Как показала практика, оптимальное число образов в группе составляет 3...4 изображения и ускоряет процесс обучения в 1,5...2 раза.

Другим способом ускорения обучения является спектральный метод. При его использовании обучение нейросети происходит не по внешнему виду снимков, а по их цветовой насыщенности. До начала процесса обучения формируются файлы спектров, которые в дальнейшем используются как обучающие последовательности. Файлы спектров представляют массивы из 256 чисел, каждое из которых показывает долю цвета палитры в анализируемом изображении.

Нейронная сеть в ходе обучения находит те участки спектра, которые характерны для той или иной категории опасности.

На практике этот метод зарекомендовал себя как наиболее быстрый. Время обучения по сравнению с традиционным способом уменьшается в 15...20 раз. Это связано с тем, что в качестве обучающей последовательности подаются не графические массивы размером 512x512 пикселей (262144 элемента), а массивы спектров из 256 элементов. Достоинство метода заключается еще и в том, что он не зависит от ориентации изображения. Как бы ни было подано изображение (прямо, боком, под углом и т.п.), будут анализироваться не контуры, а его цветовая насыщенность, которая во всех случаях окажется одинаковой.

В ходе численных экспериментов установлен факт зависимости обучаемости нейронной сети от порядка предъявления обучаемых последовательностей. Если последовательности одной категории опасности следовали без значительных интервалов, то наблюдались ситуации необучаемости сети. Напротив, при чередовании снимков со значительным интервалом удавалось доводить обучаемость нейронной сети до 98% (при небольшом числе фотографий – до 100%).

Для повышения надежности распознавания целесообразно использовать комбинацию различных методов обучения.

Апробирование программы выявило следующие требования к обучающим последовательностям:

фотографии образов должны быть сделаны в одинаковых условиях: при одинаковом увеличении, освещенности и т.п.;

в процессе обучения должно происходить обязательное чередование снимков, относящихся к разным категориям;

для равномерного обучения количество фотографий в группах с разными категориями должно быть также одинаково;

количество снимков в каждой из категорий определяет качество обучения нейронной сети и ее способность распределять новые снимки по категориям.

Невыполнение этих требований снижает скорость и качество обучения нейронной сети.

ВЫВОДЫ

1. Предложен оперативный способ диагностики состояния металлических конструкций, удобный для использования в условиях текстильного предприятия. Наиболее приемлемой для оценки категории повреждения металла оказалась двухслойная нейронная сеть с эффекторным слоем.

Разбивка обучающей последовательности на группы по 3...4 образа позволила сократить время обучения в 1,5...2 раза.

2. Разработан спектральный метод распознавания категорий повреждения металла, основанный на использовании цветовой гаммы изображений. Его применение позволило сократить время обучения в 15...20 раз.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Копосов А.Я., Израшев Ю.Л.* Совершенствование управления процессом обеспечения живучести стареющих ТЭС // В сб.: Повышение эффективности работы ТЭС и энергосистем. – Иваново, 1998.
2. *Уоссермен Ф.* Нейрокомпьютерная техника. – М.: Мир, 1992.
3. *Випник В.Н., Червоненкис А.Я.* Теория распознавания образов. – М.: Наука, 1974.

Рекомендована кафедрой прикладной математики и вычислительной техники ИГТА. Поступила 17.02.00.