

УДК 004.9

В.А. ЕМЕЛЬЯНОВ*Донбасский государственный технический университет, Алчевск, Украина*

НЕЙРОСЕТЕВОЙ МЕТОД ОПРЕДЕЛЕНИЯ КОЛИЧЕСТВЕННЫХ ХАРАКТЕРИСТИК МЕТАЛЛОВ

Обоснована актуальность создания нейросетевого метода определения количественных характеристик металлов. Описан нейросетевой метод определения характеристик металлов основанный на обработке изображений их микроструктур. Описана предварительная обработка изображений микроструктур металлов. Разработана структура нейронной сети для определения характеристик металлов. Показаны результаты функционирования нейронных сетей для определения количественных характеристик металлов. Отмечена высокая точность определения характеристик металлов с помощью разработанного метода.

Ключевые слова: нейронная сеть, многослойный перцептрон, металлографический анализ, изображение микроструктуры металла, предварительная обработка изображений.

Введение

Уровень промышленного развития передовых стран на современном этапе характеризуется не только объемом производства и ассортиментом выпускаемой продукции, но и показателями ее качества. В целях повышения качества изделий предприятия постоянно увеличивают объемы операций контроля и численность контролирующего персонала. Отсутствие контроля или его некачественное выполнение может привести не только к нарушению условий их эксплуатации, но и к преждевременному прекращению функционирования изделия и связанному с этим значительному материальному ущербу, а также тяжелым последствиям: взрывоопасной ситуации, возникновению пожара, отравлению окружающей среды и трагической гибели людей.

Важным средством решения этой проблемы является применение объективных физических методов контроля, таких как металлографический анализ [1]. Постоянное повышение требований, предъявляемых к качеству черных металлов разных групп и классов, вызывает необходимость разработки методов автоматизированного контроля качества металлов.

Постановка задачи

Поскольку суть металлографического анализа металлов сводится к получению под микроскопом и интерпретации изображений микроструктур металлов, следовательно, определение свойств металла осуществляется при помощи обработки металлографических изображений и выделения из него количественных характеристик разного рода.

В настоящее время для обработки изображений микроструктур металлов на предприятиях использу-

ется ряд программных средств, предназначенных для определения характеристик металлов, таких как «SIAMS», «ВидеоТест», «Новые экспертные системы». Одним из основных недостатков существующих решений является недостаточно высокая точность распознавания металлографических изображений (80 – 85%) [2 – 4].

Поэтому актуальной становится задача повышения точности определения количественных характеристик металлов.

1. Разработка нейросетевого метода определения характеристик металла

Решением данной задачи является создание метода обработки металлографических изображений.

Разрабатываемый метод состоит из двух основных этапов:

1. Полученное изображение микроструктуры металла подвергается предварительной обработке для выделения информационных признаков, которые являются входными значениями для нейронной сети, осуществляющей определение количественных характеристик металла.

2. Нейросетевая обработка полученных входных значений с сегментацией изображения в скрытом слое нейронной сети для определения и классификации характеристик металла, согласно действующим ГОСТам.

Рассмотрим данные этапы более подробно.

Полученное полутоновое изображение микроструктуры металла $f(x,y)$ подвергается бинаризации.

Для бинаризации использован метод с изменяющим порогом преобразования. Основная идея алгоритма бинаризации заключается в следующем: изображении разбивается на разные по форме участ-

ки и далее каждый из участков анализируется и для него выбирается оптимальный порог бинаризации - он определяет значение точки в процессе бинарного преобразования, т.е. если яркость данной точки ниже порога, то она считается черной, иначе – белой. При этом учитываются найденные пороги для ближайших участков, чтобы минимизировать возможные ошибки в местах с сильными дефектами изображения.

После бинаризации необходимо определить информативные признаки изображения. Поскольку, как известно [5], с точки зрения распознавания и анализа объектов на изображении наиболее информативными являются не значения яркостей объектов, а характеристики их границ – контуров. Други-

ми словами, основная информация заключена не в яркости отдельных областей, а в их очертаниях. Таким образом, задача выделения контуров состоит в построении изображения именно границ объектов и очертаний однородных областей.

Следовательно, далее производится скелетизация и определение базовых точек изображения фильтром Превитта [5], в результате чего формируются сегменты изображения с описывающими их характеристиками, такими как значения функций \sin и \cos сегментов, а также градиентом Превитта, который определяет значение контрастности.

Результат предварительной обработки приведен на рис. 1.



Рис. 1. Результат предварительной обработки изображения микроструктуры металла

2. Нейронная сеть распознавания изображений металлов

После предварительной обработки полученные значения поступают на вход нейронной сети.

Для решения задачи распознавания изображений была выбрана многослойная сеть, поскольку такие виды сетей используются для решения задач распознавания образов, а также для решения задач классификации [6].

Для решения какой-либо задачи с применением искусственной нейронной сети необходимо спроектировать структуру сети, адекватную поставленной задаче. Это предполагает выбор количества слоев сети и нейронов в каждом слое.

Нейронная сеть для решения поставленной задачи представляет собой многослойный перцептрон и имеет входной слой, скрытый слой и выходной слой нейронов. Количество во входном слое вычисляется умножением на 3 количества базовых точек в выборке изображений (поскольку точка характеризуется 3 параметрами: косинус, синус, яркость). Величина скрытого слоя вычисляется делением на 3 количества входного слоя, поскольку в скрытом слое производится сегментация изображения на основе базовых точек сегментов, т.е. для каждой точки сегмента вычисляется характеризующее её аппроксимируемое значение на основе параметров базовых

точек. Размер выходного слоя определяется количеством марок металла для распознавания.

Структура нейронной сети определения количественных характеристик металла для анализа на определение балла зерна приведена на рис. 2.

После выбора структуры нейронной сети необходимо ее обучить. Как известно [6], чтобы обучить нейронную сеть необходимо подправлять веса каждого элемента так, чтобы уменьшалось значение ошибки – расхождение между действительным и желаемым выходом. Для этого необходимо, чтобы нейронная сеть вычисляла производную от ошибки по весам. Для решения был выбран алгоритм обратного распространения ошибки (backpropagation) [6, 7].

Для алгоритма обратного распространения необходимо, чтобы активационная функция была дифференцируема на всем участке. Известно, что сигмоидальная функция удовлетворяет этому требованию:

$$y_j = \frac{1}{1 + e^{-x_j}} \quad (1)$$

Для измерения качества распознавания производилось вычисление среднеквадратической ошибки по формуле:

$$E = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y(k_i))^2 \quad (2)$$

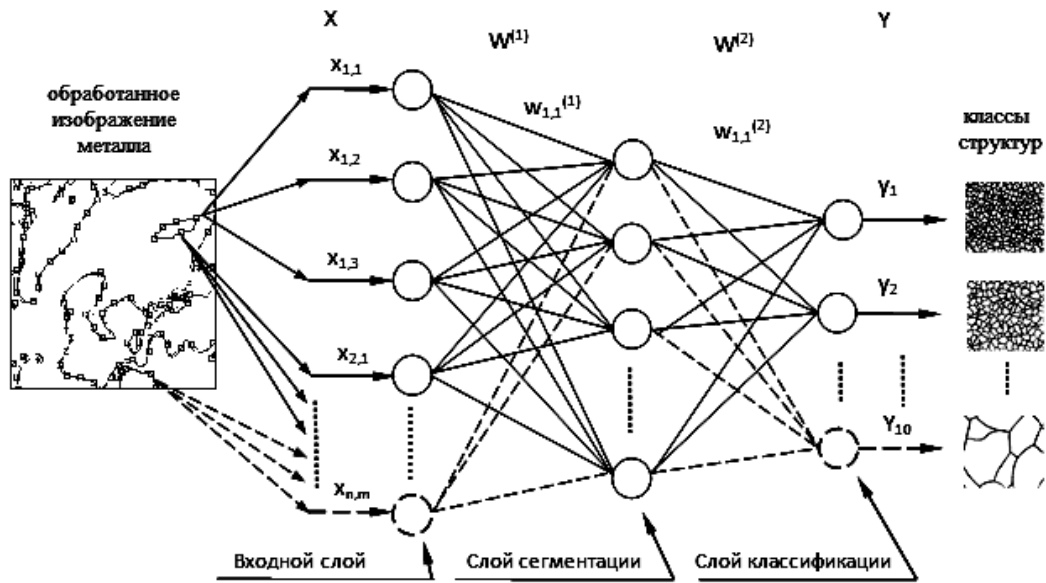


Рис. 2. Структура нейронной сети

где E – ошибка распознавания; y_i – значение i -го выхода сети при распознавании изображения; $y(k_i)$ – значение i -го эталонного выхода сети, которое соответствует к классу изображения.

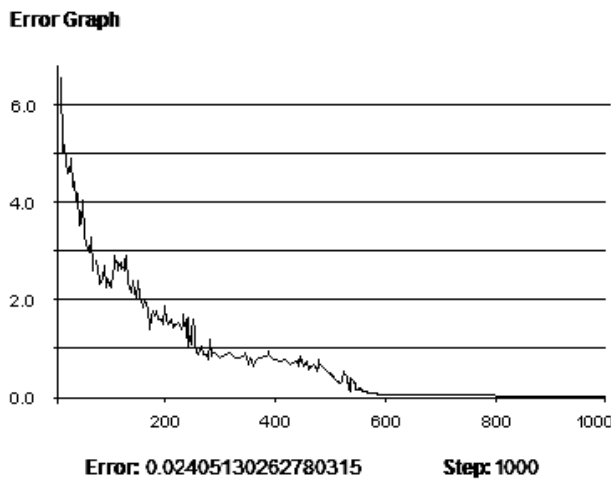
Обработав полученные значения входного вектора, обученная нейронная сеть формирует выходной вектор, значения которого анализируются и в соответствии с заданными правилами позволяют отнести данное изображение определённому классу, согласно действующих ГОСТов.

Обучение нейронной сети производилось на основе эталонных изображений микроструктур металлов описанных в ГОСТ 5639-82, в ГОСТ 1778-70, ГОСТ 8233-56 и др. Обучающая выборка составила 210 изображений микроструктур металлов, при этом, из них 105 «хороших» и 105 «плохих». Под «хорошими» понимаются изображения эталонных микроструктур

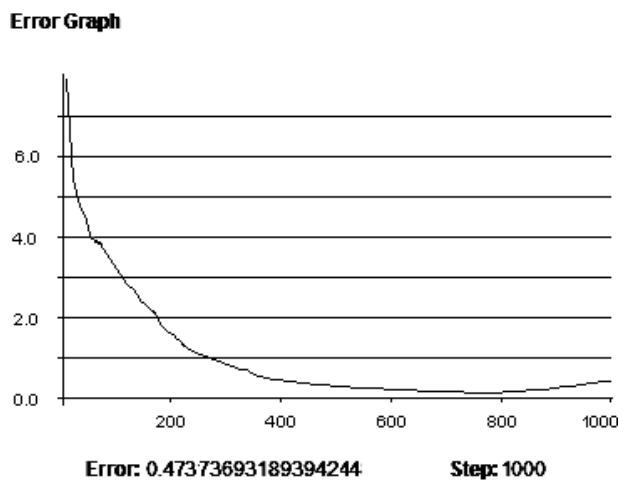
металлов, а под «плохими» примеры искаженных шумами изображений эталонов, что как следствие ведет к неправильному распознаванию (классификации) изображения нейронной сетью. Таким образом, нейронная сеть также обучалась неверному распознаванию, т.е. реагированию на некорректные изображения.

3. Экспериментальные исследования метода

Итак, были спроектированы нейронные сети с разными структурами. Например, нейронная сеть для определения балла зерна по ГОСТ 5639-82 имеет структуру 510-170-10, т.е. 510 нейронов во входном слое, 170 в скрытом слое, 10 в выходном слое. Графики изменения ошибок обучения и распознавания данной нейронной сети представлены на рис. 3.



а



б

Рис. 3. График изменения зависимости ошибки обучения E_L (а) и ошибки распознавания E_G (б) от количества эпох обучения

Как видно, из графиков, с определенного момента значение ошибки распознавания начинает увеличиваться, что объясняется явлением переобучения нейронной сети. Для предотвращения процесса переобучения на основании графиков изменений ошибок определяется оптимальное количество эпох обучения, которое составило 800 эпох для данной структуры нейронной сети. При этом среднеквадратическая ошибка (СКО) составила $E=0,02437$.

В качестве тестовой выборки использовалось 231 изображение микроструктур металлов. Из них 224 изображения были классифицированы корректно согласно [8, 9].

Точность определения количественных характеристик металла вычислялась, как вероятность корректного распознавания (классификации) изображения микроструктуры металла нейронной сетью.

Точность распознавания (вероятность правильного распознавания) нейронной сети для определения балла зерна по ГОСТ 5639-82 определялась как

$$P(A) = \sum_{i=1}^n P(H_i) \cdot P(A/H_i) =$$

$$= 0,1 \cdot 1 + 0,1 \cdot 0,93 + 0,1 \cdot 0,86 + 0,1 \cdot 0,93 + 0,1 \cdot 0,8 +$$

$$0,1 \cdot 1 + 0,1 \cdot 0,93 + 0,1 \cdot 0,86 + 0,1 \cdot 1 + 0,1 \cdot 1 = 0,931,$$

где $P(H_i)$ – априорная вероятность отнесения изображения к определенному классу балла зерна, при

этом события отнесения изображения к определенному классу равновероятны, поскольку технолог не может знать какой будет структура металла подвергающегося анализу и соответственно её класс;

$P(A/H_i)$ – условная вероятность корректного распознавания для соответствующего класса;

n – число классов балла зерна по ГОСТ 5639-82.

Аналогично для определения остальных характеристик металлов были спроектированы 5 нейронных сетей в виде многослойных перцептронов и проведены эксперименты распознавания изображений микроструктур металлов, а также произведено определение точности распознавания изображений микроструктур металлов каждой сетью. При этом время обработки одного образца микроструктуры металла составила менее 1 минуты, что существенно снижает первоначальное время проведения металлографического исследования (20 – 30 минут) [2 – 4].

Обучение и тестирование созданных нейронных сетей проводилось в разработанном для компьютерной системы автоматизированного металлографического контроля качества металлов специализированном программном обеспечении MetalNeuro [10].

Результаты функционирования созданных нейронных сетей для определения количественных характеристик металла сведены в табл. 1.

Таблица 1

Результаты функционирования нейронных сетей для определения количественных характеристик металлов

Стандарт и характеристики металла		Структура нейронной сети	Ошибка распознавания	Общее количество анализируемых изображений металла	Количество корректно распознанных изображений	Точность определения характеристик
ГОСТ 5639-82	Балл зерна	510-170-10	0,0243	231	224	93,1 %
ГОСТ 8233-56	Отношение Феррит/Перлит	375-125-10	0,0384	121	119	95,6 %
	Отношение Мартенсит/Троостит	375-125-10	0,0351	121	118	92,3 %
	Балл карбидной сетки	210-70-6	0,0259	198	179	94,2 %
ГОСТ 1778-70	Балл нитридов строчечных	210-70-5	0,0163	142	134	93,6 %
	Балл сульфидов	210-70-5	0,0095	142	133	93,9 %

Заключение

Таким образом, были разработаны нейронные сети для определения характеристик металлов. На основании разработанных нейронных сетей предложен нейросетевой метод, который позволяет опре-

делять количественные характеристик металла на основании изображения его микроструктуры. Применение метода для проведения металлографического анализа металлов подтверждается низкой величиной ошибки распознавания изображений микроструктур металлов.

Применение данного метода позволяет повысить точность (более 90 %) и оперативность металлографического анализа металлов на предприятии.

Литература

1. Богомолова Н.А. Практическая металлография / Н.А. Богомолова. – М.: Высш. шк., 1987. – 240 с.
2. Яковлев А.В. Методы, модели и алгоритмы формирования и анализа изображений в системе контроля качества материалов и продукции машиностроительного предприятия: Автореф. дис. канд. техн. наук 05.13.01 / Яковлев Александр Владимирович; Владимирский государственный университет. – В., 2003. – 19 с.
3. Чубов А.А. Автоматизация металлографического анализа и контроля сплавов с использованием методов цифровой обработки оптических изображений микроструктур: Автореф. дис. канд. техн. наук 05.13.06 / Чубов Алексей Александрович; Рыбинская государственная авиационная технологическая академия имени П. А. Соловьева. – Р., 2007. – 16 с.
4. Филинов М.В. Повышение точности количественных оценок поверхностных дефектов и структур металлов по их цифровым изображениям в опти-

ческом неразрушающем контроле: Автореф. дис. доктора техн. наук 05.11.13 / Филинов Михаил Владимирович; «НИИ Интроскопии МНПО «СПЕКТР». – М., 2007. – 58 с.

5. Прэтт У. Цифровая обработка изображений: пер. с англ. / У. Прэтт – М: Мир, 1982. – 480 с.

6. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. / Пер. с англ. Ю. . Зуев, В.А. Точенов. – М.: Мир, 1992. – 185 с.

7. Осовский С. Нейронные сети для обработки изображения / Пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.

8. ГОСТ 8233-56 СТАЛЬ. Эталоны микроструктуры. – Введ. 1.07.1957 – М.: Госстандарт СССР: Изд-во стандартов, 1972. – 21 с.

9. ГОСТ 5639 – 82 СТАЛИ И СПЛАВЫ. Методы выявления и определения величины зерна. – Введ. 01.01.1983 – М.: Госстандарт СССР: Изд-во стандартов, 1994. – 45 с.

10. Емельянов В.А. Программное обеспечение автоматизированной компьютерной системы металлографического контроля качества металлов. / В.А. Емельянов // Труды между. НТК «Интегрированные компьютерные технологии в машиностроении – 2009». – Т. 2. – Х.: НАУ «ХАИ», 2009. – С. 4.

Поступила в редакцию 1.12.2010

Рецензент: д-р техн. наук, проф. Н.Н. Заблодский, Донбасский государственный технический университет, Алчевск.

НЕЙРОМЕРЕЖНИЙ МЕТОД ВИЗНАЧЕННЯ КІЛЬКІСНИХ ХАРАКТЕРИСТИК МЕТАЛІВ

В.О. Ємельянов

Обґрунтовано актуальність створення нейромережного методу визначення кількісних характеристик металів. Описано нейромережний метод визначення характеристик металів заснований на обробці зображень їх мікроструктур. Описана попередня обробка зображень мікроструктур металів. Розроблено структуру нейронної мережі для визначення характеристик металів. Показані результати функціонування нейронних мереж для визначення кількісних характеристик металів. Відзначено високу точність визначення характеристик металів за допомогою розробленого методу.

Ключові слова: нейронна мережа, багатощаровий перцептрон, металографічний аналіз, зображення мікроструктури металу, попередня обробка зображень.

NEURAL METHOD FOR DETERMINING THE QUANTITATIVE CHARACTERISTICS OF METALS

V.A. Yemelyanov

The urgency of a neural network method for determining the quantitative characteristics of the characteristics of metals. Described neural network method for determining the characteristics of metal-based image-processing their microstructures. Described pre-processing of images of micro-structures of metals. The structure of the neural network to determine the characteristics of metals. Shows the results of the functioning of neural networks to determine the quantitative characteristics of characteristics of metals. The high accuracy of determining the characteristics of metals with the help of schyu developed method.

Key words: neural network, multilayer perceptron, metallographic analysis, the image of the microstructure of the metal, advanced image processing.

Емельянов Виталий Александрович – аспирант кафедры специализированных компьютерных систем Донбасского государственного технического университета, Алчевск, Украина, e-mail: evayes@list.ru.