

УДК 004.9

В.А. Емельянов, канд. техн. наук

Севастопольский институт банковского дела Университета
банковского дела Национального банка Украины,
г.Севастополь, АР Крым, e-mail: v.yemelyanov@gmail.com

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ ИНФОРМАЦИОННАЯ ТЕХНОЛОГИЯ ОБРАБОТКИ ВИЗУАЛЬНОЙ ИНФОРМАЦИИ ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ СОСТОЯНИЯ МЕТАЛЛОВ

V.A. Yemelyanov, Cand. Sci. (Tech.)

Sevastopol Banking Institute of the Banking University of the
National Bank of Ukraine, Sevastopol, Crimea,
e-mail: v.yemelyanov@gmail.com

INTELLIGENT INFORMATION TECHNOLOGY OF VISUAL INFORMATION PROCESSING FOR METALS DIAGNOSTICS

Цель. Создание интеллектуальной информационной технологии обработки визуальной информации для диагностики состояния металлов, которая в отличие от существующих технологий позволит проводить диагностику состояния металла по всем характеристикам (химический состав, структура, свойства).

Методика. Используются методы сравнительного анализа, научной абстракции, математического моделирования.

Результаты. Описаны основные этапы интеллектуальной информационной технологии. Обоснован выбор нейронных сетей для решения задачи автоматизации металлографического анализа на всех этапах. Показаны результаты функционирования нейронных сетей по распознаванию металлографических изображений для получения количественных характеристик металла. Показаны результаты функционирования нейронной сети по определению свойств исследуемых металлов на примере сталей разных марок.

Научная новизна. Впервые разработана интеллектуальная информационная технология обработки визуальной информации для диагностики состояния металлов, основанная на аппарате нейронных сетей и элементах теории прецедентов, которая позволяет проводить диагностику состояния металла по всем характеристикам (химический состав, структура, свойства).

Практическая значимость. Заключается в том, что научные положения данной работы позволили разработать интеллектуальную информационную технологию обработки визуальной информации для определения свойств металлов, а также программное обеспечение, реализующее методы и этапы разработанной информационной технологии.

Ключевые слова: *информационная технология, металлографический анализ, нейронная сеть, программное обеспечение, обработка изображений, метод прецедентов*

Введение. Одной из главных задач социально-экономического развития стран является интенсификация производства на базе научно-технического прогресса при максимальном использовании таких резервов как снижение материалоемкости, себестоимости, улучшение качества продукции. 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 промышленные предприятия постоянно увеличивают объемы операций контроля и диагностики, а также численность контролирующего персонала. Важным средством решения этой проблемы является применение объективных физических методов диагностики состояния объектов, таких как неразрушающие методы и металлографический анализ [1]. Постоянное повышение требований, предъявляемых к качеству черных металлов разных групп и классов, вызывает необходимость

разработки моделей и средств автоматизированной диагностики состояния металлов и качества продукции. Следует отметить непригодность традиционных методов неразрушающего контроля в определении дефектов на раннем этапе их развития. Учеными М.В. Филиновым, А.С. Фурсовым, А.А. Масловым отмечено, что для определения остаточного ресурса недостаточно методов классической дефектоскопии, так как они обнаруживают уже развившиеся дефекты, в то время как металлография позволяет выявлять дефекты на ранней стадии – стадии образования.

Также для выпуска высококачественной продукции особое значение приобретает изучение свойств промышленных металлических материалов, применение новейших методов их контроля и исследования. Одним из методов контроля качества металла и металлопродукции является металлографический метод [1], введенный во многие действующие стандарты по контролю качества металлов.

Постановка задачи. Среди наиболее значительных работ в области автоматизации диагностики состояния

металлов, выполненных ранее другими авторами, можно выделить работы А.В. Яковлева, М.В. Филинова, Ф.С. Фурсова, А.А. Чубова, а также ряд программных разработок зарубежных и отечественных фирм: SPECTR MET, „SIAMS“, „ВидеоТест“, „Новые экспертные системы“. Зарубежными учеными в работах [1–3] были разработаны рекомендации по автоматизации металлографического контроля качества, в которых говорится о необходимости использования программных анализаторов изображений при обработке микроструктуры металла, а также отмечается недостаточный уровень автоматизации центральных заводских лабораторий промышленных предприятий.

Однако в разработанных средствах не решены вопросы комплексной автоматизированной диагностики состояния металлов по всем характеристикам (химический состав, структура, свойства), а рассмотренные в них методы позволяют проводить только количественный металлографический анализ. Таким образом, существует необходимость разработки информационного обеспечения для автоматизированной диагностики металлов по всем характеристикам.

Поскольку в основу проведения металлографического анализа [3] положено получение и интерпретация изображений микроструктур сплавов, то актуальным является разработка новых методов обработки металлографических изображений, позволяющих повысить оперативность определения количественных характеристик сплавов, а также методов, позволяющих осуществлять диагностику состояния металла по всем характеристикам.

Изложение основного материала. Разработка интеллектуальной информационной технологии. Классический металлографический анализ представляет собой определение списка параметров I , характеризующих изображение микроструктуры металла, который можно рассматривать как информационное описание, представленное в виде

$$I_i = \{f_i(x, y), mr_i, E_i(), N_i(), Q_i()\}, \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad (1)$$

где $f_i(x, y)$ – i -ое изображение микроструктуры исследуемого образца металла; mr_i – марка металла (например: сталь 10ХСНД); $E_i()$ – экспертный вывод относительно исследуемого образца; $N_i()$ – набор количественных характеристик металла; $Q_i()$ – набор качественных характеристик металла.

Для обработки изображения микроструктуры металла в статье предлагается информационная технология, выполнение этапов которой позволит получить требуемые наборы количественных и качественных характеристик металлов.

Для моделирования информационной технологии могут использоваться различные методологии в зависимости от нужного отображения передачи данных и их временных характеристик. Одной из таких методологий является методология функционального моделирования IDEF0, которая используется для мо-

делирования не только бизнес-процессов, но и технологических процессов и проектов. С помощью графического языка IDEF0 информационная технология отображается в виде набора взаимосвязанных функциональных блоков. Таким образом, информационная технология автоматизированного металлографического анализа представлена в виде следующих основных этапов ее функционирования:

1. Формирование изображения микроструктуры металла. Согласно данной диаграмме, на первом этапе информационной технологии формируется изображение микроструктуры металла в цифровом виде как функция $f_i(x, y)$.

2. Анализ изображения микроструктуры металла. На втором этапе производится обработка и анализ изображения микроструктуры металла. Формируется множество количественных характеристик исследуемого металла $N = \langle g_f, c_f, ph_f, tp_f, v_f \rangle$, а также множество качественных характеристик $Q = \langle mf, mv[...]\rangle$.

3. Определение марки металла. На третьем этапе, на основании химического состава металла и полученных количественных характеристик, производится определение марки металла mr_i .

4. Определение свойств металла. Далее определяются свойства металла на основе наборов его характеристик N, Q и существующих дефектов.

5. Формирование заключения о соответствии требованиям. На пятом этапе формируется заключение о соответствии металла заявленным требованиям с определением его группы использования $E = \langle r_f, group \rangle$.

6. Отправка результата анализа в цех. Далее производится отправка результата металлографического анализа в цех, выполнивший запрос на металлографический анализ.

IDEF0-диаграмма данной информационной технологии была реализована в инструментальной среде EgWin. Результаты представлены на рис. 1.

Рассмотрим данные этапы более подробно.

Для определения элементов списка I разработан метод определения характеристик сплавов [4].

Согласно методу, на первом этапе производится бинаризация изображения, как показано в работе [4].

После бинаризации необходимо определить информативные признаки изображения микроструктуры металла.

Как известно [5], с точки зрения распознавания и анализа объектов, на изображении наиболее информативными являются не значения яркостей объектов, а характеристики их границ – контуров. Выделение контуров состоит в построении изображения именно границ объектов и очертаний однородных областей фильтром Превитта [6] как показано в работе [4]. Результат предварительной обработки приведен на рис. 2.

После определения базовых точек и векторизации определяются значения, характеризующие сегменты изображения микроструктуры металла. Элементы сегмента формируются при помощи гипотенуз треуголь-

ников, которые формируются посредством перпендикуляров, опущенных из двух соседних базовых точек. Значения синуса и косинуса элементов сегмента ($\sin(A)$,

$\cos(A)$) подаются на вход нейронной сети для обучения. Также входным параметром является градиент Превитта (Gp), который определяет значение контрастности.

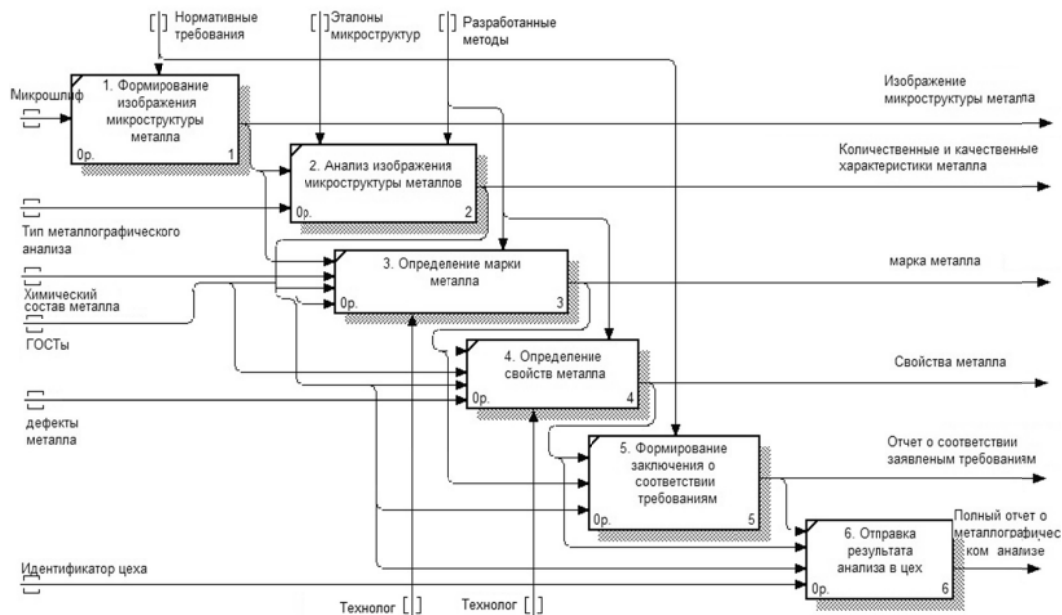


Рис.1. IDEF0-диаграмма интеллектуальной информационной технологии



Рис. 2. Результат предварительной обработки изображения микроструктуры металла

На втором этапе метода выполняется нейросетевая обработка полученных входных значений с сегментацией изображения в скрытом слое нейронной сети для определения и классификации характеристик металла, согласно действующим стандартам.

Далее изображение анализировалось нейронной сетью. Нейронная сеть для решения поставленной задачи является многослойным перцептроном и имеет входной слой, скрытый слой и выходной слой нейронов.

Количество нейронов во входном слое вычисляется умножением на 3 количества базовых точек в выборке изображений (поскольку точка характеризуется 3 параметрами: \sin , \cos , Gp – яркость). Размер скрытого слоя вычисляется делением на 3 количества нейронов входного слоя, поскольку в скрытом слое осуществляется сегментация изображения на основе базовых точек сегментов. Размер выходного слоя определяется количеством марок металла для распознавания.

Структура нейронной сети определения характеристик металла для анализа на определение балла зерна, согласно [4], приведена на рис. 3.

Для обучения нейронной сети был выбран алгоритм обратного распространения ошибки (backpropagation) [7] с сигмоидальной активационной функцией, которая дифференцируема на всем участке [7]

$$y_i = \frac{1}{1 + e^{-x_i}}$$

Для измерения качества распознавания производилось вычисление среднеквадратической ошибки по формуле

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

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 k классу изображения.

Поскольку на основании распознавания изображения определяются характеристики металла (бал зерна, соотношение фаз и т.д.), то погрешность распознавания является погрешностью определения характеристик металла.

Обучение нейронной сети осуществлялось на основе эталонных изображений микроструктур сплавов, описанных в ГОСТ 5639-82, ГОСТ 1778-70, ГОСТ 8233-56 и др. Обучающая выборка составила 950 изображений микроструктур, при этом из них 475 „хороших“ и 475 „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 обучалась неверному распозна-

ванию, т.е. реагированию на некорректные изображения. В качестве контрольной выборки использовалось 450 изображений микроструктур металлов.

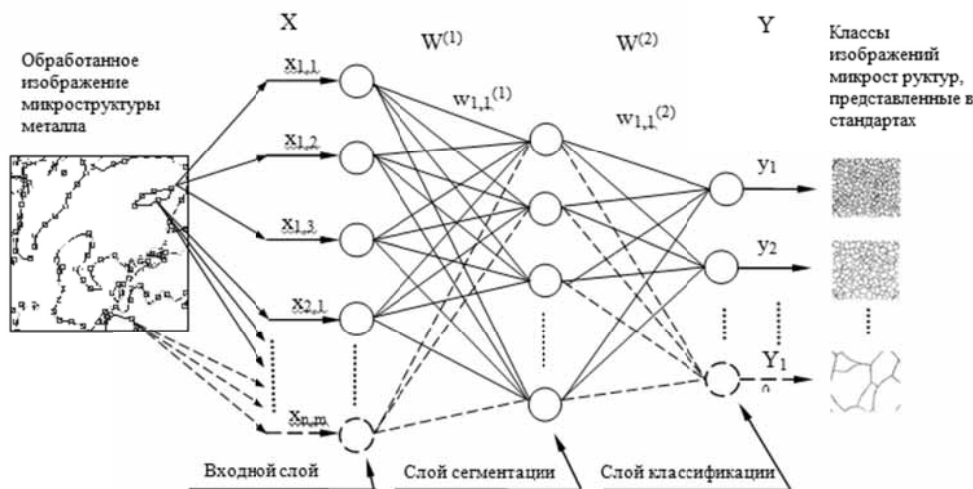


Рис.3. Структура нейронной сети определения характеристик металла

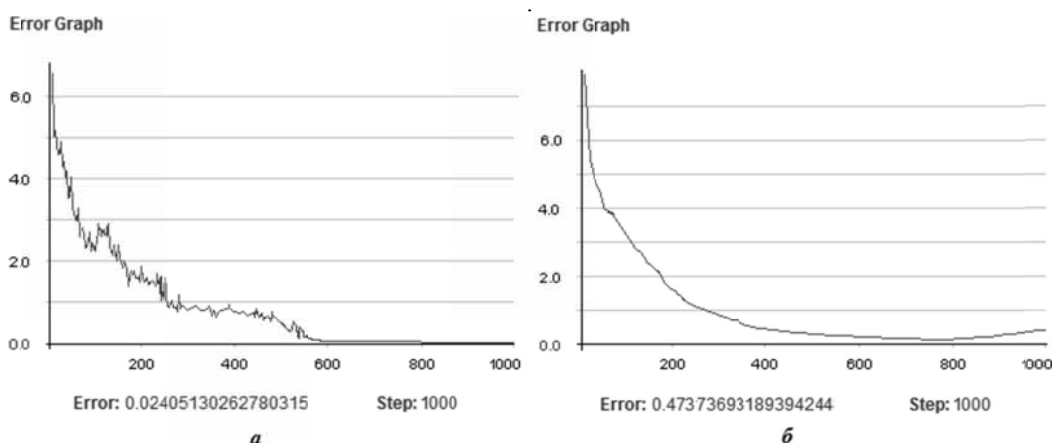


Рис. 4. График изменения зависимости ошибки обучения E_L (а) и ошибки распознавания E_G (б) от количества эпох обучения

Таким образом, были спроектированы нейронные сети с различными структурами для соответствующих стандартов. 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 значения ошибок обучения и распознавания данной нейронной сети представлены на рис. 4.

В качестве тестовой выборки использовалось 720 изображения микроструктур металлов, взятых из [8]. Из них 707 изображений были распознаны (классифицированы) корректно согласно ГОСТ 5639-82. Для предотвращения процесса переобучения набор изображений микроструктур разбит на 2 множества: учебное и контрольное. В результате на основании графиков изменений ошибок определено оптимальное количество эпох обучения, которое составило 800

эпох для данной структуры нейронной сети. При этом среднеквадратическая ошибка составила $E = 0,02437$. Результаты функционирования созданных нейронных сетей для определения количественных характеристик металла сведены в таблицу.

На следующем этапе информационной технологии производится определение марки металла на основе его химического состава и характеристик, таких как соотношение феррита и перлита. Поскольку различный набор химических элементов с разной долей их включения в металл образует различные ситуации, решение которых позволяет отнести металл к определенной марке, то для решения задачи классификации марки металла применен метод прецедентов, как показано в работе [4].

Сначала производится формирование базы прецедентов относительно металлов и их химического состава.

Таблиця

Результаты функционирования нейронных сетей для определения характеристик металлов (стали 10ХСНД, 20ХГСА, 30ХГТ, 04Х18Н9Т, 36НХТЮ, 04Х18Н9Т)

Стандарт и характеристики сплавов		Структура нейронной сети	Ошибка распознавания	Оптимальное количество эпох обучения	Общее количество анализируемых изображений сплава	Количество корректно распознанных изображений
ГОСТ 5639-82	Балл зерна	510-170-10	0,0108	800	720	707
ГОСТ 1778-70	Балл нитридов строчечных	210-70-5	0,0189	700	545	530
	Балл сульфидов	210-70-5	0,0595	850	545	532
ASTME1 382	Величина ферритного зерна	600-200-19	0,1071	1300	720	702

Алгоритм формирования базы прецедентов включает следующие фазы [9]:

- 1) задания весов признаков для определения уровня значимости прецедента;
- 2) кластеризации прецедентов по выявленным признакам;
- 3) выбора требуемого множества прецедентов на основе критерия подобия ситуаций с миксером.

На первом этапе определяется оценочная функция признаков. Оценочная функция позволяет в дальнейшем производить отбор уместных прецедентов, используя отношение подобия, построенное на множестве наиболее важных признаков.

Следовательно, необходимо определить значения весовых коэффициентов признаков w таким образом, чтобы значение оценочной функции было минимальным. Для заданного набора весов признаков $w_j (w_j \in [0,1], j=1..n)$ и пары прецедентов e_p и e_q , выражение (1) определяет взвешенную меру близости $d_{pq}^{(w)}$ (предлагается использовать евклидово расстояние), а выражение (2) – меру подобия прецедентов $SM_{pq}^{(w)}$

$$d_{pq}^{(w)} = \sqrt{\sum_{j=1}^n w_j^2 (x_{pj} - x_{qj})^2}; \quad (1)$$

$$SM_{pq}^{(w)} = \frac{1}{1 + d_{pq}^{(w)}}, \quad (2)$$

где x – значения признаков.

Оценочная функция признаков определяется следующим образом

$$E(w) = 2 \cdot \left(\sum_p \sum_{q(q < p)} (SM_{pq}^{(w)}(1 - SM_{pq}^{(w)}) - (1 - SM_{pq}^{(w)})SM_{pq}^{(w)}) \right) / (N(N - 1)),$$

где N – число прецедентов в базе прецедентов.

На следующем этапе выполняется кластеризация базы прецедентов, как показано в [8]. После того как исходная база разделена на отдельные кластеры,

можно реализовать процедуру поиска подобных прецедентов (на основе отношения подобия).

Отклонение характеристик исследуемого металла – ΔX_i , определяются как

$$\Delta X_i = X_i - \overline{X_i}.$$

Предлагается использовать функцию полезности, характеристик X_i для приведения их к изоморфному виду.

При этом значение характеристик определяется с помощью формулы нормализации критериев

$$\overline{X_i} = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}},$$

где X_i – значение i -ой характеристики; X_{\min} – минимальное значение характеристики; X_{\max} – максимальное значение характеристики.

После нормализации значения всех характеристик металла приводятся к общему виду, их значения будут варьироваться в интервале $[0..1]$.

Многофакторная общая оценка расстояния характеристик металла от эталона, описанного в стандарте, будет иметь вид

$$L = \sum_{i=1}^n a_i \cdot \Delta X_i,$$

где a_i – весовые коэффициенты значимости отдельных характеристик.

Тогда принцип оптимальности, на основании которого производится выбор необходимого прецедента, будет иметь вид

$$X_n^o = \arg_{x=X} \min \sum_{i=1}^n a_i \cdot \Delta X_i.$$

Таким образом, на основании отношения подобия и выбора прецедента из базы знаний о металле, предоставляется возможным определение его марки.

После определения марки металла в предлагаемой информационной технологии производится определение свойств металла, присущих данной марке, которые описываются в соответствующих стандартах. Однако реальные значения этих свойств могут отли-

чатся от номинальных, описанных в стандартах. Далее необходимо их оценить (уточнить) на основе существующих дефектов в сплаве

$$(\sigma_B, \sigma_T, \sigma_5) \rightarrow (\sigma_{BH}, \sigma_{TH}, \sigma_{5H}).$$

Пусть определенные номинальные значения свойств металла являются множеством входных значений X , а вычисленные значения свойств представляют собой множество Y . Тогда

$$Y^i = f(X^i),$$

где Y^i – вектор выходных величин; X^i – вектор входных величин.

$$Y = \{mr, Su, Ox, p, ph, \sigma_{BH}, \sigma_{TH}, \sigma_{5H}\};$$

$$X = \{\sigma_B, \sigma_T, \sigma_5\},$$

где mr – марка металла; Su – значение содержания сульфидов в металле; Ox – значение содержания оксидов в металле; ph – значение параметра соотношения фаз; σ_{BH} – номинальное значение предела прочности металла; σ_{TH} – номинальное значение предела текучести металла; σ_{5H} – номинальное значение относительного удлинения металла; σ_B – вычисляемое значение предела прочности металла; σ_T – вычисляемое значение предела текучести металла; σ_5 – вычисляемое значение относительного удлинения металла.

Задачи функции определения элементов выходного вектора Y выполняет нейронная сеть (рис. 5).

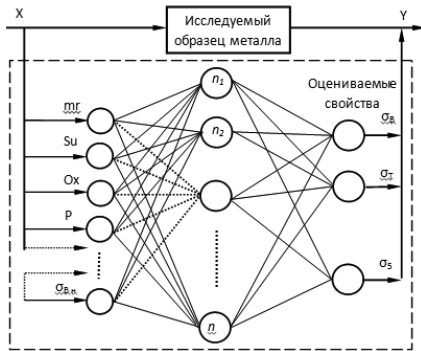


Рис. 5. Нейронная сеть оценки свойств металла

Согласно данной модели, нейронная сеть имеет структуру многослойного персептрона. Количество нейронов во входном слое зависит от количества дефектов и характеристик, влияющих на свойства металлов (например, неметаллические включения). Размер скрытого слоя увеличивается относительно входного за счет выделения параметров из характеристики соотношения фаз ph . Соотношение фаз используется для уточнения свойств металла, т.к. на его основании определяется значение углерода, который оказывает влияние на различные свойства металла. Размер выходного слоя определяется количеством свойств.

Обучение нейронной сети производилось по алгоритму обратного распространения ошибки, с сигмоидальной функцией активации. Обучение нейронной сети производилось на основе данных о разных типах стали, согласно ГОСТам. Также обучающими данными являются данные зависимостей влияния неметаллических включений на свойства сталей.

Таким образом, была спроектирована нейронная сеть для определения свойств сталей, имеющая структуру 8-10-3, т.е. 8 нейронов во входном слое, 10 – в скрытом слое, 3 – в выходном слое, что определяется количеством свойств:

- σ_B – предел прочности сплава;
- σ_T – предел текучести сплава;
- σ_5 – относительное удлинение сплава.

В качестве обучающей выборки были использованы данные о 70 типах сталей, информация о химическом составе которых использовалась при обучении нейронной сети для определения марки сплава.

Контрольной выборкой являлась информация о 70 типах сталей, которые использовались в качестве контрольной выборки для нейронной сети определения марки сплава.

Для проведения экспериментов с данной нейронной сетью использовалась информация о сталях марок: 10ХСНД; 20ХГСА; 30ХГТ; 04Х18Н9Т; 36НХТЮ; 04Х18Н9Т; сталь У8; сталь 45; сталь 35.

В качестве тестовой выборки использовалась информация о 120 марках сталей. Из них для 107 марок стали свойства были определены (уточнены) корректно. Обучение и тестирование нейронной сети проводилось на разработанном программном обеспечении, описанном ниже.

Для предотвращения процесса переобучения, на основании графиков изменений ошибок, было определено значение оптимального количества эпох обучения, которое составило 310 эпох. При этом, согласно приведенным зависимостям, среднеквадратическая ошибка (СКО) составила $E = 0,5159$.

С целью осуществления инструментальной поддержки информационной технологии разработано клиент-серверное инструментальное средство MetalNeuro (рис. 6), которое реализует графический интерфейс с пользователем, обеспечивающий ввод исходных данных, параметров для расчета и отображения получаемых результатов.

Функциями инструментального средства MetalNeuro в режиме анализа являются:

- 1) задание пользователем типа проводимого анализа микроструктур металлов (первый этап ИТ);
- 2) ввод изображения микроструктуры металла (первый этап ИТ);
- 3) предварительная обработка изображения (первый этап ИТ);
- 4) количественная оценка металла (первый этап ИТ);
- 5) определение марки и свойств металла (второй и третий этапы ИТ);
- 6) формирование заключения и получение рекомендаций относительно исследуемого образца металла (пятый этап ИТ);

7) Отправка результатов анализа в цех (шестой этап ИТ).

В режиме обучения инструментальное средство MetalNeuro поддерживает:

1) ввод пользователем базы эталонных изображений микроструктур металлов;

2) выбор архитектуры нейронной сети распознавания изображений;

3) обучение нейронной сети на базе введенных эталонов микроструктур;

4) сохранение параметров обученной нейронной сети для дальнейшего восстановления по требованию и проведения анализа на базе этой сети.

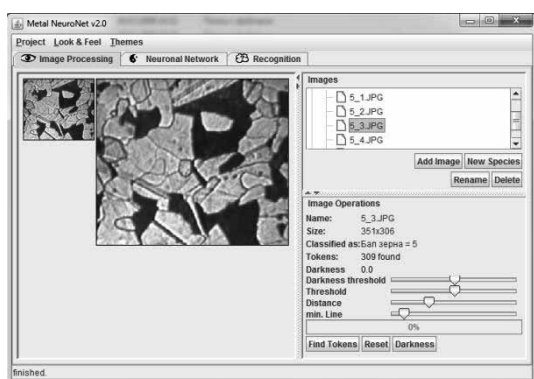


Рис. 6. Программное обеспечение, реализующее этапы разработанной информационной технологии

Выводы. Таким образом, впервые разработана интеллектуальная информационная технология обработки визуальной информации для диагностики состояния металлов, основанная на использовании аппарата нейронных сетей и элементов теории прецедентов, которая позволяет проводить диагностику состояния металла по всем характеристикам.

Кроме того, разработанная информационная технология, за счет присущего ей свойства обучаемости, может быть адаптирована для любого предприятия, требующего проведения автоматизированного металлографического анализа.

Список литературы / References

1. Bramfitt, B.L. and Benschoter, Arlan O. (2002), *Metallographer's Guide. Practices and Procedures for Iron and Steels*, ASM International.
2. Hosseini, H., Shamaniana, M. and Kermanpura, A. (2011), "Characterization of microstructures and mechanical properties of Inconel 617/310 stainless steel dissimilar welds", *Materials Characterization*, Vol. 62, Issue 4, Apr., pp. 425–431.
3. Wang Zhiping, Lu Yang, Wu Chenwed, Xu Jianlin and Yang Xinzhuang (1997), "Cast-iron metallographic structure by computer picture processing system", *Journal of Cansu University of Technology*, Vol. E-1, No. 1. Dec., pp. 29–32.
4. Смелянов В.О. Интеллектуальная информационная технология оценки характеристик сплавов у металлографич-

ному анализу: автореф. дис. на здобуття наук. степеня канд. техн. наук: спец. 05.13.06 „Інформаційні технології“ / Смелянов Віталій Олександрович // Національний аерокосмічний університет ім. М.Є. Жуковського, „ХАІ“. – Харків, 2011. – 20 с.

Iemelianov, V.A. (2011), "Intellectual information technology of evaluation of the characteristics of alloys in the metallographic analysis", Abstract of Cand. Sci. (Tech.) dissertation, Informational Technologies, National Aerospace University "Kharkiv Aviation Institute", Kharkiv, Ukraine.

5. Pratt, W.K. (2001), *Digital image processing*, John Wiley & Sons, USA.

6. Gonzalez, R.S. and Woods, R.E. (2002), *Digital image processing*, Prentice, USA.

7. Suzuki Kenji (2013), *Artificial Neural Networks: Architectures and Applications*, InTech.

8. База данных микроструктур металлов и сплавов [Электронный ресурс] – Режим доступа: <http://www.microstructure.ru/rudbview>

Metals and Alloys Microstructures Database (2007), available at: <http://www.microstructure.ru/rudbview>

9. Aamodt, A. and Plecza, E. (1994), "Case-Based Reasoning: Foundation issues, methodological variations a system approaches", *A.I. Communications*, pp. 39–59.

Мета. Створення інтелектуальної інформаційної технології обробки візуальної інформації для діагностики стану металів, що, на відміну від існуючих технологій, дозволить проводити діагностику стану металу за всіма характеристиками (хімічний склад, структура, властивості).

Методика. Використані методи порівняльного аналізу, наукової абстракції, математичного моделювання.

Результати. Описані основні етапи інтелектуальної інформаційної технології. Обґрунтований вибір нейронних мереж для вирішення задачі автоматизації металлографічного аналізу на всіх етапах. Показані результати функціонування нейронних мереж із розпізнавання металлографічних зображень для визначення кількісної інформації щодо металу. Показані результати функціонування нейронної мережі з визначення властивостей досліджуваних металів на прикладі сталей різних марок.

Наукова новизна. Уперше розроблена інтелектуальна інформаційна технологія обробки візуальної інформації для діагностики стану металів, що заснована на апараті нейронних мереж та елементах теорії прецедентів, яка дозволяє проводити діагностику стану металу за всіма характеристиками (хімічний склад, структура, властивості).

Практична значимість. Полягає в тому, що наукові положення даної роботи дозволили розробити інтелектуальну інформаційну технологію обробки візуальної інформації для визначення властивостей металів, а також програмне забезпечення, що реалізує методи та етапи розробленої інформаційної технології.

Ключові слова: інформаційна технологія, металлографічний аналіз, нейронна мережа, програмне забезпечення, обробка зображень, метод прецедентів

Purpose. To develop intelligent information technology for processing visual information for the metals state diagnostics. As against the already existing technologies it will allow diagnosing the state of metal by all characteristics (chemical composition, structure, properties).

Methodology. The methods of comparative study, scientific abstraction and mathematical simulation have been used in the study.

Findings. The basic stages of the intelligent information technology have been described. The neural networks choice to solve the problem of automation metallographic analysis at all its stages has been substantiated. The neural networks results for metallographic images recognition to determine quantitative information about metal have been shown. The neural network results to determine the metals properties by samples of steel of different grades have been described.

Originality. We have developed the intelligent information technology of visual information processing for the metals state diagnostics based on the neural networks and the precedents theory. It can diagnose the metals state by all its characteristics (chemical composition, structure, properties).

Practical value. Scientific results of the work allowed us to develop the intelligent information technology of the visual information processing for determination of metals properties. The software which implements the methods and the stages of the developed information technology have been created.

Keywords: *information technology, metallographic analysis, neural network, software, image processing, precedents method*

Рекомендовано до публікації докт. техн. наук А.І. Песчанським. Дата надходження рукопису 15.08.13.

УДК 621.72:004.724.4

**Ye.I. Kucherenko, Dr. Sci. (Tech.), Professor,
S.M. Trokhymchuk**

Kharkiv National University of Radio Electronics, Kharkiv, Ukraine, e-mail: serge_nick@mail.ru

MODELS OF PROCESSES IN TECHNOLOGIES OF INDUSTRIAL SYSTEMS QUALITY CONTROL

**Є.І. Кучеренко, д-р техн. наук, проф.,
С.М. Трохимчук**

Харківський національний університет радіоелектроніки, м.Харків, Україна, e-mail: serge_nick@mail.ru

МОДЕЛІ ПРОЦЕСІВ У ТЕХНОЛОГІЯХ УПРАВЛІННЯ ЯКІСТЮ ВИРОБНИЧИХ СИСТЕМ

Purpose. To rise quality of products based on the proposed methods and models of processes control.

Methodology. The assessment of model quality has been carried out experimentally in a production environment. The experiment has proved the effectiveness of the approaches and production quality of energy intensive products.

Findings. We have upgraded the process models with modules of adaptation and realization of adaptation functions and system components testing to raise the operation quality of the object. We have suggested a new method of implementation of processes of quality control in compound systems. It is characterized by complexity which is close to quadratic. Optimization of the decisions, based on minimization of the criteria proposed and subject restrictions, allows us to minimize the number of defective products. Practical aspects of technological objects modeling have been investigated; the effectiveness of suggested approaches has been confirmed. Critical analysis of possible solutions has shown that we can consider a modified analysis of the solutions synthesis aiming the product quality improvement retaining its cost and quantity.

Originality. Based on the substantial analysis of the solutions currently in use we have suggested new approaches to the model optimization and development considering the indices and restrictions of the subject field in order to raise the production quality at the facility under consideration.

Practical value. The practical aspects of technological objects have been studied. The effectiveness of the approach suggested has been confirmed. The prospects for further research in the field of improvement of production facilities have been considered. The study shows that the most important factor affecting the efficiency of the processing equipment is reliability and its derivatives. In this regard, the factors maximizing the reliability are of particular interest for models development and their practical application.

Keywords: *quality model, process control, production, optimization*

Introduction. Process control in industrial automated systems is usually characterized by some important aspects. Among them, in the first place, there are properties of industry performance effectiveness [1]:

- equipment utilization

$$K_m = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^n t_M / \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^n t_{po}, \quad (1)$$