УДК 004.891.3

И.Л. Корниенко, В.С. Дороганов, А.Г. Пимонов

НЕЙРОСЕТЕВАЯ ИНФОРМАЦИОННАЯ СИСТЕМА ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ СОСТАВА УГОЛЬНОГО КОНЦЕНТРАТА

ОАО «Кокс» – один из крупнейших в России производителей металлургического кокса. Комбинат расположен в городе Кемерово. Основные виды продукции – литейный кокс, бензол и каменноугольная смола. Производственные мощности предприятия – более 3 млн. тонн кокса в год. Это одно из лучших предприятий в России, год от года наращивающее производство. В настоящее время производительность основных мощностей акционерного общества составляет 2850 тысяч тонн кокса в год [1]. Предприятие постоянно проводит модернизацию оборудования и строительство новых мощностей. В настоящее время на ОАО «КОКС» стоит проблема определения состава угольного концентрата, который поступает от различных обогатительных фабрик. Предприятия, поставляющие угольный концентрат, предоставляют определенные документы, в которых указаны марки составляющих его углей. Но, как оказалось, в большинстве случаев реальный состав сильно расходится с тем, который описан в документах. В настоящее время для определения состава угольного концентрата используется методика, основанная на изучении спектров взаимодействия материи с излучением, включая спектры электромагнитного излучения, акустических волн, распределения по массам и энергиям элементарных частиц и др. [2]. Проблема в том, что данный способ требует больших временных и денежных затрат. Поэтому была поставлена задача – разработать систему, позволяющую определять состав угольного концентрата без использования дорогостоящего оборудования. Для разработки системы было принято решение использовать нейронные сети, так как они обладают рядом преимуществ [3-6]:

1) решение задач при неизвестных закономерностях;

2) устойчивость к шумам во входных данных;

3) адаптация к изменениям окружающей среды;

4) потенциальное сверхвысокое быстродействие.

В результате проведенного исследования создана нейросетевая система, предназначенная для определения состава угольного концентрата. Ин-

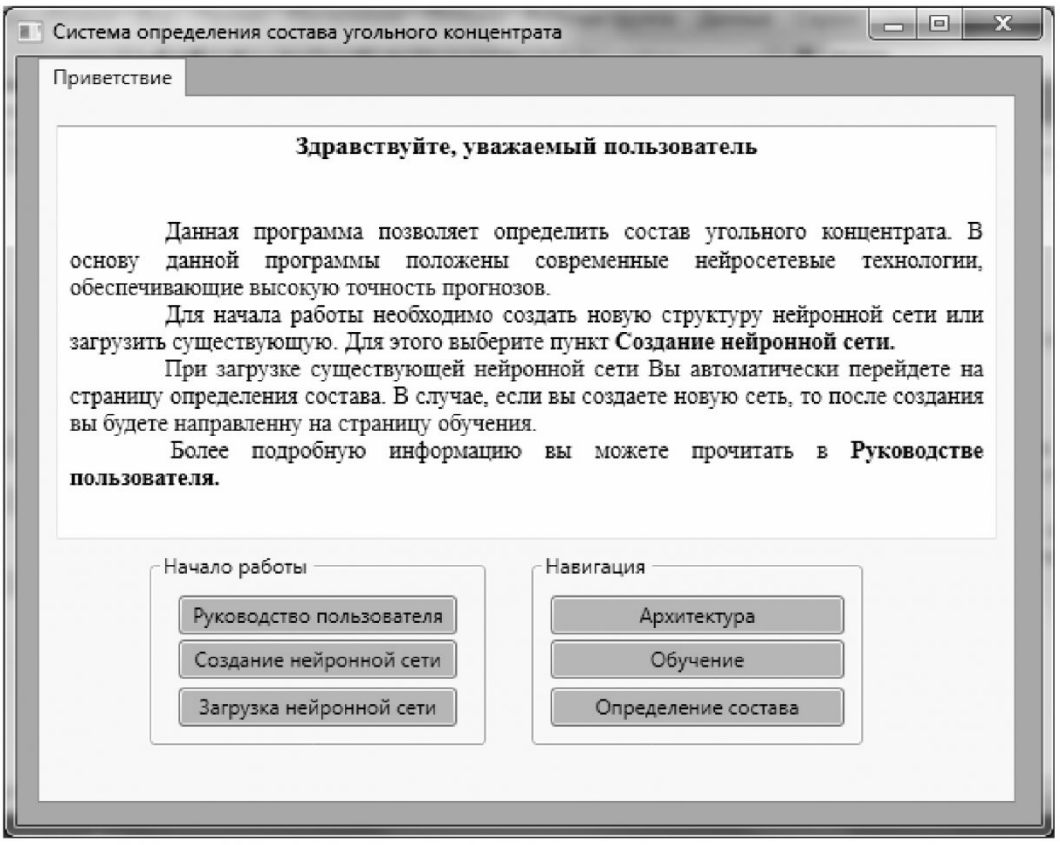

Рис. 1. Окно приветствия

теллектуальная информационная система реализована в виде Windows-приложения, созданного в интегрированной среде разработки Visual Studio 2010. Все модули написаны на объектно-ориентированном языке программирования C#, который является строго типизированным, и во многом расширяет базовые принципы объектно-ориентированного программирования. Это в значительной мере упрощает процесс разработки крупных приложений [7]. Для построения интерфейса была использована технология Windows Presentation Foundation (WPF). Приложение базируется на модели многослойного перцептрона с возможностью обучения по алгоритму обратного распространения ошибки [8]. Работа с приложением состоит из нескольких этапов: начало работы, определение структуры искусственной нейронной сети, обучение искусственной нейронной сети, определение состава угольного концентрата. Рассмотрим их более подробно.

Окно приветствия. С этого окна начинается работа приложения. Пользователь информируется о назначении программы и ее возможностях. Далее ему предлагается перейти к конкретным действиям. Прежде всего необходимо создать новую нейронную сеть или загрузить существующую, выбрав соответствующие пункты (рис. 1). В первом случае нейронная сеть создается с нуля, т. е. для определения состава угольного концентрата необходимо определить структуру искусственной нейронной сети и обучить ее.

Определение структуры искусственной нейронной сети. На странице настройки архитектуры происходит формирование внутренних слоев нейронной сети, а также выбор алгоритма обучения. Пользователю необходимо добавить хотя бы один скрытый слой и указать количество нейронов в данном слое (рис. 2).

Приложение для определения состава угольного концентрата использует архитектуру многослойного перцептрона. В связи, с чем создаваемая сеть состоит, как минимум, из трех или более слоев. Среди них присутствуют один входной, один или несколько скрытых слоев и один выходной слой.

Входной слой состоит из нескольких сенсорных нейронов, определяющих все значения входных переменных для модели интеллектуального анализа данных. Это данные, подаваемые приложению для анализа. Количество нейронов во входном слое будет определено автоматически при загрузке файла с данными.

Каждый скрытый слой формируется из скрытых нейронов, которые получают входные данные от входных нейронов и передают выходные данные выходным нейронам. Скрытые нейроны отвечают за все выполняемые вычисления. Именно они анализируют поступающие данные и на их основе формируют прогноз.

Выходной слой состоит из одного или нескольких нейронов, которые предоставляют модели интеллектуального анализа данных прогнози-

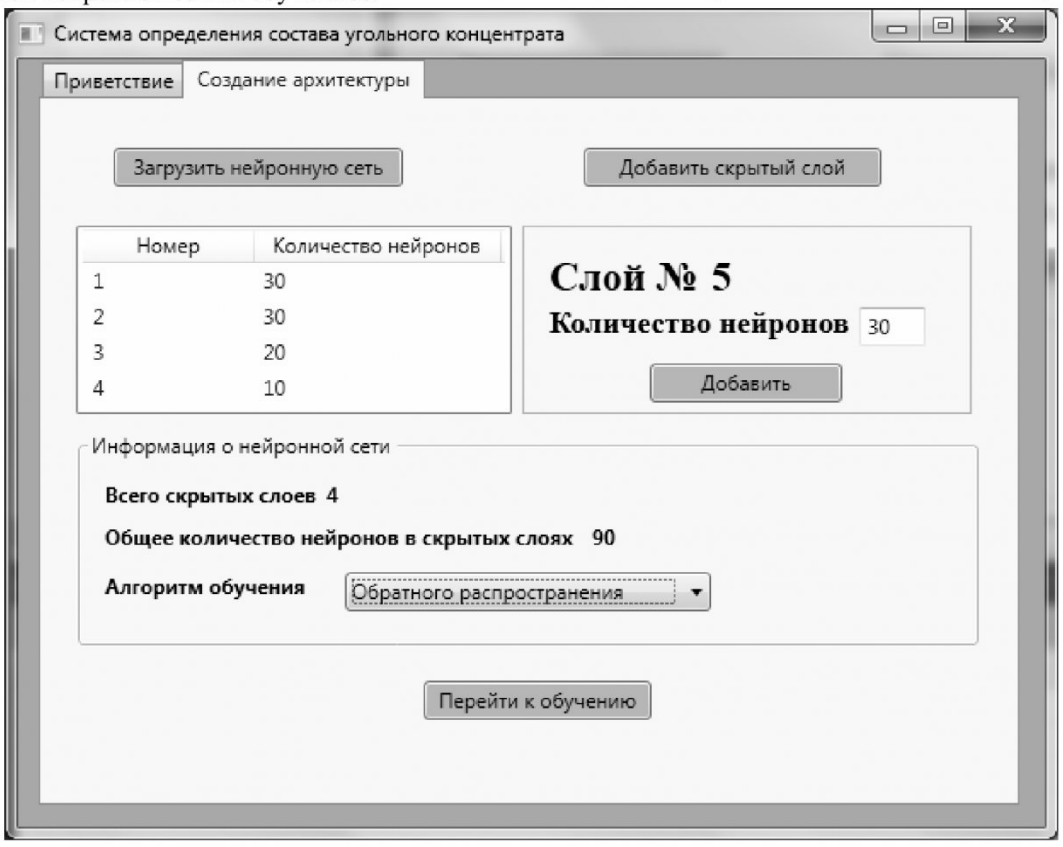

Рис. 2. Настройка архитектуры

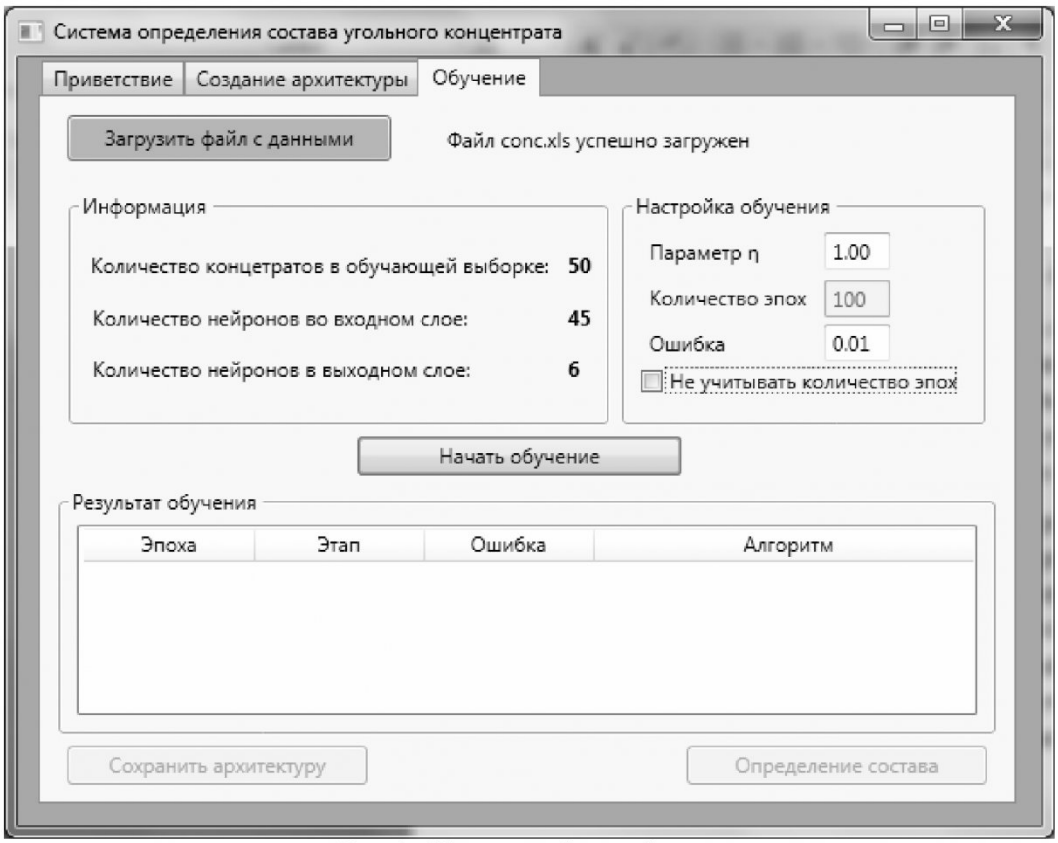

Рис. 3. Обучение нейронной сети

руемые значения. Также как и во входном слое, количество нейронном определяется автоматически на этапе загрузки файла с данными. Как было сказано ранее, на этом этапе пользователь формирует скрытые слои искусственной нейронной сети. Для продолжения работы пользователю необходимо создать хотя бы один скрытый слой. Добавление скрытого слоя происходит по нажатию кнопки `Добавить скрытый слой`. После этого необходимо указать количество нейронов в данном слое и нажать кнопку `Добавить`. После чего будет добавлен скрытый слой, который отобразится в левой части окна с указанием номера слоя и количества нейронов в нем. В нижней части окна пользователь может увидеть информацию о количестве скрытых слоев и общем количестве нейронов в скрытых слоях. При необходимости скрытый слой можно удалить. Также в данном окне пользователь может загрузить готовую структуру нейронной сети. После загрузки сети автоматически откроется окно определения состава угольного концентрата.

`Обучение нейронной сети`. Обучающая выборка представляет собой набор наблюдений, для которых указаны значения входных и выходных переменных. Выбор данных для обучения сети и их обработка являются самым сложным этапом решения задачи. Набор данных для обучения должен удовлетворять нескольким критериям:

1) репрезентативность – данные должны иллюстрировать истинное положение вещей;

2) непротиворечивость – противоречивые данные в обучающей выборке приведут к плохому качеству обучения сети.

Исходные данные преобразуются к виду, в котором их можно подать на входы сети. Каждая запись в файле данных называется обучающей парой или обучающим вектором.

На странице обучения пользователю предоставлена возможность обучить ранее созданную сеть. При этом пользователю не запрещается проводить повторное обучение, даже если сеть уже была обучена ранее (рис. 3). На этапе обучения обязательна загрузка файла с обучающей выборкой. В файле содержатся параметры угольных концентратов с известным составом. Для загрузки файла используется кнопка `Загрузить файл с данными`. После выбора файла в окне будут показаны данные о количестве угольных концентратов в обучающей выборке, количество нейронов во входном слое и количество нейронов в выходном слое.

Далее необходимо задать значения различных параметров из блока `Настройка обучения`. Для алгоритма обратного распространения ошибки [8] указывается скорость обучения сети. Далее указываются количество эпох обучения и целевая среднеквадратическая ошибка. Имеется возможность обучать сеть до того момента, пока ошибка обучения не станет меньше той, которую задает пользователь. Для этого необходимо установить галочку `Не учитывать количество эпох`. В

этом случае количество эпох будет определенно автоматически. Значение, указанное пользователем (рис. 4), учитываться не будет.

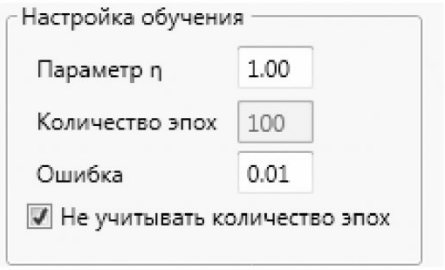

Рис. 4. Параметры обучения

После определения всех параметров обучения достаточно нажать кнопку `Начать обучение`. Результаты обучения (рис. 5) будут выведены в таблицу из блока `Результат обучения`. В ней каждая запись содержит номер эпохи, номер этапа в данной эпохе, значение среднеквадратической ошибки и применяемый алгоритм обучения.

При неудовлетворительных результатах обучения можно провести его повторно. При этом текущие результаты будут сброшены.

По достижению значения ошибки приемлемого уровня сеть можно сохранить в файл, нажав кнопку `Сохранить архитектуру`. При этом сеть будет сохранена в файл с расширением имени `*.neu`. Имя и расположение файла пользователь выбирает самостоятельно.

`Определение состава угольного концентрата`. Окно определения состава угольного концентрата позволяет непосредственно определять состав концентрата по его параметрам. Все окно занимают блоки, в которых расположены параметры угольного концентрата, необходимые пользователю для определения его

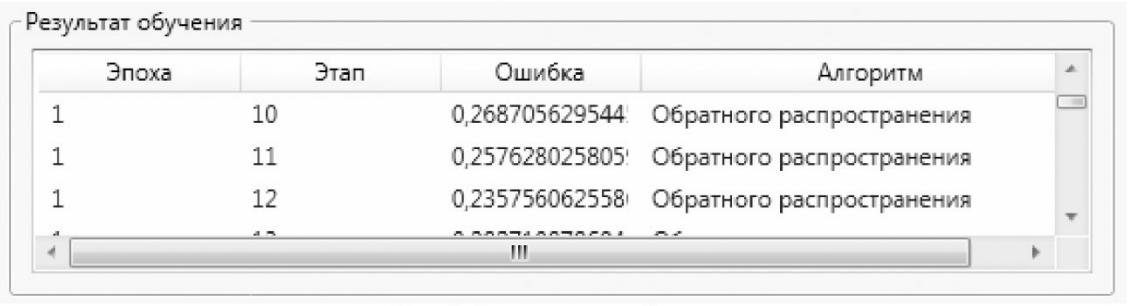

Рис. 5. Результаты обучения

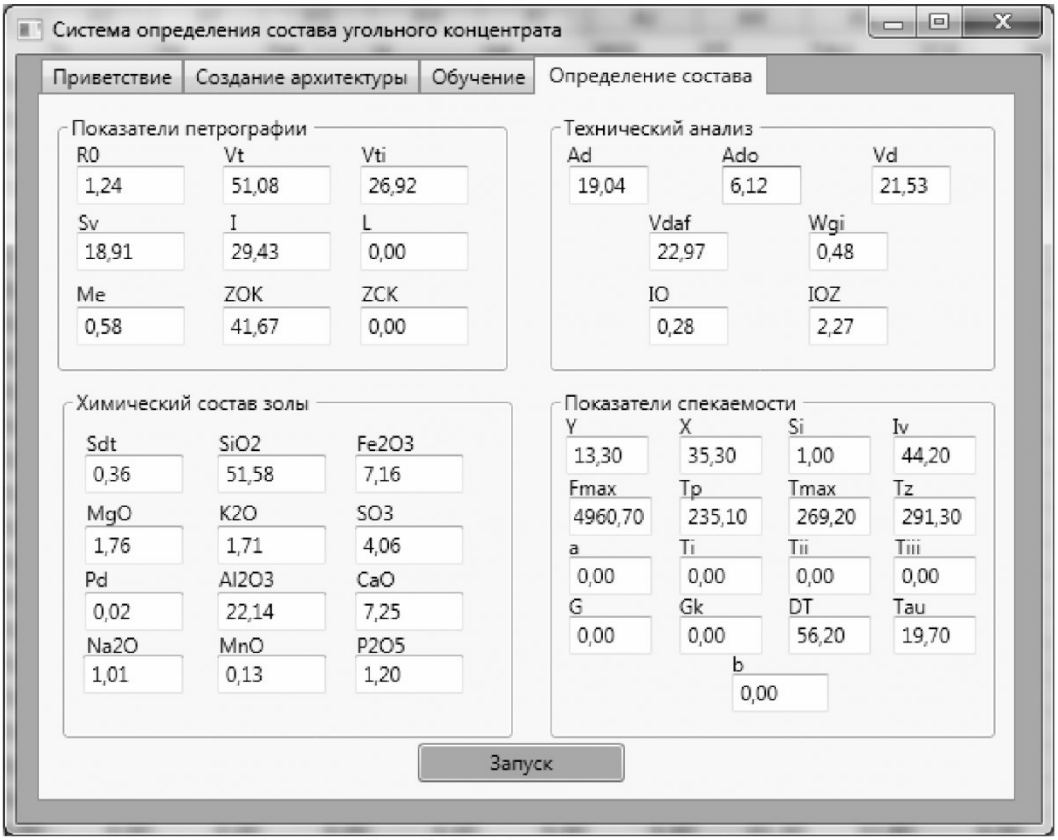

Рис. 6. Определение состава

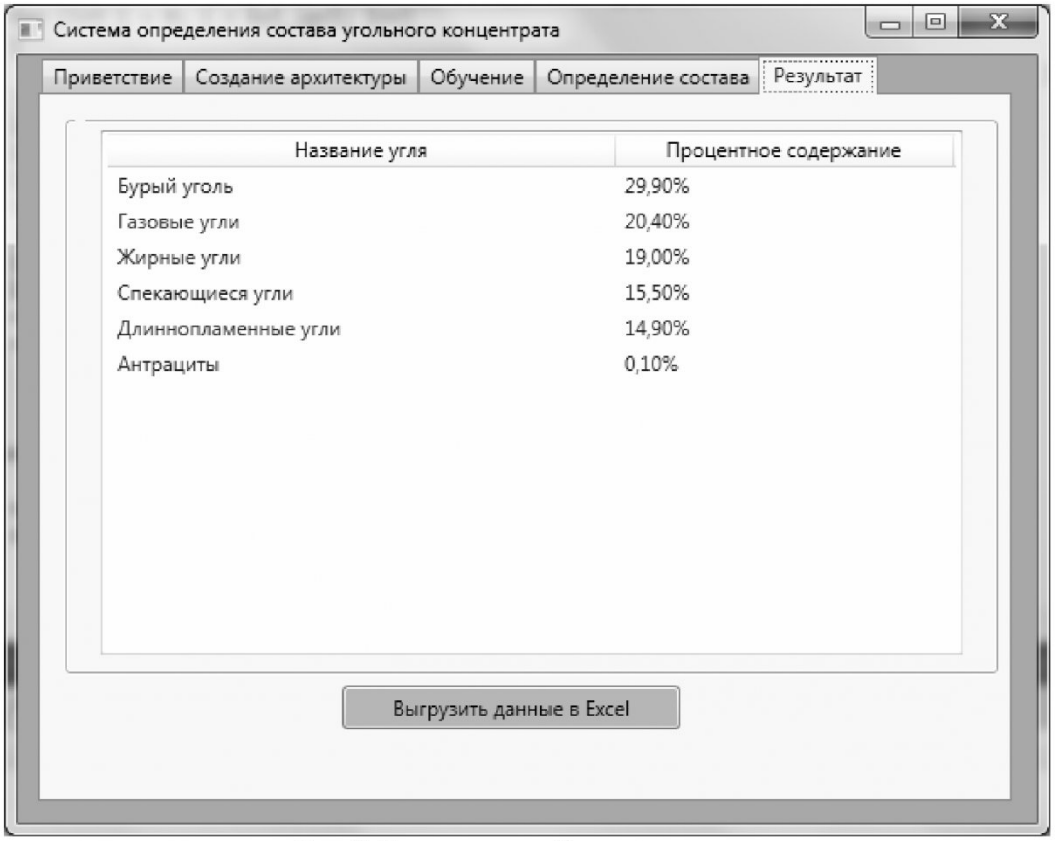

Рис. 7. Результаты работы программы

состава. Все параметры разделены на группы (рис. 6). После ввода параметров необходимо нажать кнопку `Запуск`. Результаты определения состава угольного концентрата будут выведены в отдельное окно.

После того как программа выполнит расчет состава угольного концентрата, результаты будут выведены в таблицу, в которой отображаются названия углей и их процентное содержание в угольном концентрате (рис. 7).

Для оценки результатов работы нейросетевой информационной системы была проведена ее апробация на конкретных примерах. Для проведения вычислительных экспериментов была построена нейронная сеть, содержащая 5 скрытых слоев. В первом слое – 20 нейронов, во втором – 10 нейронов, в третьем – 30 нейронов, в четвертом – 35 нейронов, в пятом – 20 нейронов. Вход сети равен количеству параметров, т. е. во входном слое содержится 45 нейронов. Количество нейронов в выходном слое равно количеству углей, из которых состоят концентраты. В примере их было

Таблица 1. Результаты апробации

№	Бурый уголь	Газовые угли	Жирные угли	Спекающиеся угли	Длиннопламенные угли	Антрациты
1	29,9%	20,4%	19%	15,5%	14,9%	0,1%
2	59,4%	19,7%	19,9%	1%	0,2%	0,7%
3	9,8%	20%	19%	40,7%	9,8%	0%
4	11%	20,8%	9,7%	10%	49,1%	0,3%
5	11%	20%	9,1%	10,3%	29,8%	20,8%

Таблица 2. Относительные погрешности результатов определения состава концентрата

№	Бурый уголь	Газовые угли	Жирные угли	Спекающиеся угли	Длиннопламенные угли	Антрациты
1	-0,01%	+0,4%	-1%	+0,5%	-0,1%	-0,1%
2	-0,6%	-0,3%	-0,1%	1%	+0,2%	+0,7%
3	-0,2%	0%	-1%	+0,7%	-0,2%	0%
4	+1%	+0,8%	-0,3%	0%	-0,9%	+0,3%
5	+1%	0%	-0,9%	+0,3%	-0,2%	0%

6. Таким образом, получена нейронная сеть 45-20-10-30-35-20-6. Далее полученный многослойный перцептрон был обучен на образцах угольных концентратов. Размер обучающей выборки составляет 100 концентратов. Концентраты для обучающей выборки были составлены из уникальных углей, содержащихся в базе данных. Каждый параметр определяется по специальному алгоритму.

Обучение проводилось по алгоритму обратного распространения ошибки, число эпох было установлено в количестве 100, скорость обучения – 0,5. В конце обучения ошибка составила 0,009.

Результаты апробации нейросетевой информационной системы на пяти примерах представлены в табл. 1.

В табли. 2 приведены относительные погрешности определения программой состава угольного концентрата.

Результаты (табл. 1, 2) позволяют сделать вывод о том, что разработанная нейросетевая информационная система действительно способна правильно определять состав угольного концентрата. Из примера видно, что относительные погрешности результатов (табл. 2), полученных с помощью разработанной системы, во всех случаях не превышают 1% от реальных данных. Следует учесть еще и тот факт, что объем обучающей выборки был довольно малым. Для уменьшения погрешности в результатах нужно пробовать обучать систему на большем количестве примеров и при необходимости изменить количество скрытых слоев.

Созданная нейросетевая информационная система позволяет автоматизировать трудоемкий процесс определения состава угольного концентрата. Использование системы не требует особых навыков, поэтому эксплуатировать ее смогут сотрудники предприятия, не имеющие профессиональных навыков работы с информационными системами.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Официальный сайт ОАО «КОКС» [Электронный ресурс]. – Режим доступа http://www.kemerovokoks.ru, свободный.

2. *Золотухин, Ю.А.* Применение рефлектограммного анализа при исследовании углей и шихт для коксования (Обзор) // Кокс и химия, 2002. – №8.

3. *Галушкин, А.И.* Нейронные сети. Основы теории. – М.: Горячая Линия – Телеком, 2012. – 496 с.

4. *Круглов, В.В.* Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В.В. Круглов, В.В. Борисов. – М.: Горячая линия – Телеком, 2002. – 382 с.

5. *Погорелов, Н.Е.* Интеллектуальная информационная система для анализа и прогнозирования биржевых котировок акций / Н.Е. Погорелов, К.Э. Рейзенбук, А.Г. Пимонов // Вестник Кузбасского государственного технического университета. – 2012. – №6. – С. 118-122.

6. *Дороганов, В.С.* Прогнозирование характеристик кокса на основе показателей шихты / В.С. Дороганов, Е.Ю. Суханова // Труды всероссийской молодёжной школы-семинара "Анализ, геометрия и топология". Барнаул: ИП Колмогоров И.А. – 2013. – С. 46-50.

7. *Гросс, К.* C# 2008 и платформа .NET 3.5 Framework. Вводный курс. – Вильямс, 2009. – 480 с.

8. Алгоритм обратного распространения ошибки [Электронный ресурс]. – Режим доступа http://www.aiportal.ru/articles/neural-networks/back-propagation.html, свободный.

Авторы статьи:

Корниенко
Игорь Леонидович,
магистрант каф. прикладных информационных технологий
КузГТУ.
E-mail: bisness1990@mail.ru

Дороганов
Виталий Сергеевич,
аспирант каф. прикладных информационных технологий
КузГТУ.
E-mail: DoroganovV@mail.ru

Пимонов
Александр Григорьевич,
докт.техн.наук, профессор каф. прикладных информационных технологий КузГТУ.
E-mail: pag_vt@kuzstu.ru