

10. ПТК КОНТАР. ОАО „Московский завод тепловой автоматики“. [Электронный ресурс] – 2010. – Режим доступа: URL: <http://www.mzta.ru>
11. EXERGIA DIVISION. MICRO TELEMETRY SYSTEMS. [Электронный ресурс] – 2010. – Режим доступа: URL: <http://www.exergia.info>
12. Портнов Е.М. Анализ состояния производства, принципов построения и тенденций развития информационно-управляющих комплексов для АСУ распределенных энергообъектов и производств. [Электронный ресурс]. / Портнов Е.М. – М.: Московский государственный институт электронной техники (технический университет). Совместное научно-производственное предприятие „ПРОМЭКС“ ОАО „ПРОМАВТОМАТИКА“ (г. Житомир). Выставочно-торговый дом „Гранит-микро“, 2010. – Режим доступа: URL: www.vtdgranit.ru
13. Кудлак Б.І. Призначення, структура і основні функції SCADA-систем [Электронный ресурс] / Ожигін М.В.. – ТзОВ „ВОТУМ“. – 2010. – Режим доступа: URL: <http://www.votum.if.ua/uk/publications/scada.htm>
14. Department of the Army, TM 5-601, TECHNICAL MANUAL. Supervisory Control and Data Acquisition (SCADA) Systems for Command, Control, Communications, Computer, Intelligence, Surveillance, and Reconnaissance (C4ISR) Facilities, 21 January 2006. HEADQUARTERS, DEPARTMENT OF THE ARMY.
15. IEEE Std C37.1™-2007. IEEE Standard for SCADA and Automation Systems IEEE 3 Park Avenue New York, NY 10016-5997, USA, 8 May 2008

Розроблено математичну модель процесу прийому-передачі даних і методику діагностики сеансів зв'язку в SCADA системах відповідального призначення. Математична модель розроблена на основі застосування графа стану прийому-передачі даних у режимі реального часу, з урахуванням часових обмежень і умов примусового завершення сеансів зв'язку. Розроблена методика може застосовуватися при автоматичному прийомі-передачі даних від віддалених контрольованих об'єктів у SCADA системах з використанням орендованих каналів зв'язку в умовах обмежень трафіку.

Ключові слова: математична модель, SCADA система, прийом-передача даних, граф стану

The mathematical model of the communication process and methods of diagnostics data transfer of SCADA for mission critical applications was developed. A mathematical model is based on generation of the state graph in real time, limited by time constraints and conditions forced the completion of communication sessions. This method for automatic diagnostic transfer data from remote terminal units of SCADA with leased channels communication in the limits restriction of bandwidth may be useful.

Keywords: mathematical model, SCADA, communication process, data transfer, state graph, real time

Рекомендовано до публікації докт. техн. наук В.В. Слесаревим. Дата надходження рукопису 15.01.11

УДК 669.184.135:004.855.5

Т.А. Желдак, канд. техн. наук,
Н.А. Кучеренко

Державний вищий навчальний заклад „Національний гірничий університет“, м. Дніпропетровськ, Україна
e-mail: kucherenkonatasha@gmail.com

ВИКОРИСТАННЯ СИСТЕМ САМОНАВЧАННЯ ДЛЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ МАРКИ СТАЛІ В КИСНЕВО-КОНВЕРТЕРНОМУ ВИРОБНИЦТВІ

Т.А. Zheldak, Cand. Sc. (Tech.),
N.A. Kucherenko

State Higher Educational Institution “National Mining University”,
Dnipropetrovsk, Ukraine, e-mail: kucherenkonatasha@gmail.com

USING OF SELF-TEACHING SYSTEMS FOR STEEL BRAND IDENTIFICATION IN OXYGEN CONVERTER PRODUCTION

Виконано аналіз технологічного процесу виготовлення низьковуглецевої сталі в кисневому конвертері та інформації, відомої до початку продувки. Для класифікації марки сталі обрано систему самонавчання у вигляді двошарової нейронної мережі на основі перцептронів. Виконано експериментальні дослідження з навчання та використання мережі. Зроблено висновки щодо налаштувань мережі та алгоритму її навчання. Сформульовано пропозиції щодо можливого вдосконалення системи.

Ключові слова: конвертер, розкислення, аналіз, нейронна мережа, самонавчання, класифікація

Вступ. У сучасних умовах жорсткої конкуренції одним з основних завдань, що стоять перед виробниками чорних металів в Україні, є виплавка сталі найкращої якості з мінімальними витратами. Одним з основних

шляхів вирішення поставленого завдання є підвищення якості керування киснево-конвертерним процесом, а саме ідентифікація невідомих показників цього процесу в реальному масштабі часу, уникаючи безпосередніх вимірювань. Володіння такою інформацією дозволяє покращити оперативність керування конвертерною плав-

кою, зменшити час керування, витрати матеріалів, а зрештою й знизити собівартість готової продукції.

Постановка проблеми. Кожен етап ведення плавки в кисневому конвертері ДМЗ ім. Петровського детально фіксується технологом ОТК у паспортах плавок, що представляють собою таблиці певної структури [1]. До паспортів заносяться як обов'язкові параметри процесу, так і опціональні, які є виключенням із нормального перебігу процесу плавки (додаткова продувка, розкислення), що обов'язково супроводжуються поясненнями причин необхідності таких заходів.

Структуру таблиць паспортів плавок можна умовно поділити на декілька частин:

1) загальні відомості, до яких відносяться порядковий номер плавки, номер конвертера та марка отриманої сталі;

2) інформація про шихтовку плавки, що включає наступні величини: вага чавуну, що поступає з доменного цеху; металева частина шихти, до складу якої входять бій чавуну, сталевий лом, залізovмісні брикети (ЗВБ) та стружка; складові, що відповідають за процеси шлакоутворення – вапно, плавиковий шпат, доломіт, магнезійні брикети. Фіксується кількість як власного вапна, так і привізного;

3) параметри процесу продувки: час продувки, температура чавуну перед продувкою та температура сталі перед зливом;

4) інформація про процес розкислення сталі, а саме кількість матеріалів, що присаджувались (феромарганець, силікомарганець, феросиліцій, алюміній у чушках, алюміній у брикетах, титановмісні брикети). Також фіксується, чи виконувалось додаткове розкислення металу. Заноситься вага прийнятої сталі, кількість відлитих злиwkів, а також можливі повернення та коефіцієнт питомої витрати (відношення затрачених матеріалів при шихтовці плавки до кількості отриманої готової сталі);

5) хімічний аналіз на різних стадіях процесу. Окремо фіксуються складові чавуну (кремній, марганець, сірка та фосфор), складові металу перед розкисленням (марганець, сірка, фосфор та вуглець) та вміст десяти хімічних елементів готової сталі (кремній, марганець, сірка, фосфор, вуглець, хром, нікель, мідь, алюміній та титан).

За значеннями останніх параметрів, тобто за хімічним складом готової сталі, визначається її марка, у відповідності до діючих ДСТ.

Метою даного дослідження є розробка автоматизованого засобу прогнозування марки сталі за відомим вмістом складових, використаних для її виготовлення, ще в процесі продувки.

Маючи засіб прогнозування марки сталі, а отже й майбутніх механічних характеристик металу за його попереднім хімічним складом, це дасть підприємству можливість уникнути виготовлення бракованої продукції [2]. Водночас, поруч із цим очікується скорочення витрат матеріалів та економія виробничого часу, що витрачаються на доведення металу до необхідних властивостей в процесі розкислення. Як наслідок, можливе зниження собівартості продукції.

Аналіз стану проблеми та останніх публікацій. На даний момент дослідження нейронних мереж знаходяться на етапі досить бурхливого розвитку. Це пов'язано з актуальністю використання інтелектуальних систем у найрізноманітніших галузях: автоматизація процесів розпізнавання образів, адаптивне управління, апроксимація функцій, прогнозування, оптимізація тощо [3].

Поставлена перед нами проблема може бути вирішена за допомогою моделювання нейронної мережі. Під час проектування мережі можна виділити декілька етапів, головна мета яких зосереджена в підборі таких параметрів, що забезпечать досягнення оптимального результату при її використанні.

Попередня підготовка даних. Вхідні дані містять у собі всі можливі стани системи, що моделюється. Тому, по-перше, кількість цих даних повинна бути достатня для забезпечення всією необхідною інформацією при тестуванні та перевірці правильності роботи мережі [4]. По-друге, оскільки кожний елемент вхідного вектору може мати різний діапазон варіювання, необхідно виконати процедуру нормалізації даних, тобто приведення до однакової розмірності. У протилежному випадку, нейрон із більшим значенням на вході буде чинити значно більший вплив на вихід мережі, ніж інші нейрони. Після нормалізації всі значення вхідних даних ближчі до нуля і їх легше порівнювати зі стандартним відхиленням (табл. 1, 2).

Основна вибірка ділиться на дві частини: навчальну та тестову. Дві третини вхідних даних використовуються для навчання мережі й одна третина – для її тестування (перевірки) [5]. Втім, такий поділ не є догмою і часто використовується поділ вихідної вибірки навпіл, або ж у довільному співвідношенні (наприклад, 60% на 40%), з обов'язковою перевагою навчальної вибірки.

Таблиця 1

Приклад вхідних даних до проведення процедури нормалізації, %

C	Mn	Si	S	P	Cr	Ni	Cu	Al	Ti
0,68	0,84	0,21	0,045	0,020	0,03	0,03	0,04	0,01	0,05
0,19	0,54	0,06	0,051	0,015	0,05	0,03	0,05	0,00	0,00
0,64	0,80	0,21	0,043	0,022	0,03	0,03	0,03	0,08	0,05
0,18	0,51	0,06	0,045	0,011	0,05	0,03	0,05	0,00	0,00
0,66	0,81	0,18	0,043	0,015	0,04	0,03	0,04	0,06	0,04

Архітектура мережі. Вибір структури нейронної мережі найчастіше обумовлюється особливостями та складністю проблеми. Наприклад, для мереж із прямим розповсюдженням зв'язків та

зворотнім поширенням помилки структура вхідного та вихідного прошарків визначається числом вхідних ознак та кількістю відомих класів [5]. Для поставленої проблеми зручно використовувати багато-

шарову мережу прямого розповсюдження з одним прихованим прошарком.

Алгоритм навчання. Навчання мережі може буди з учителем і без учителя. У даному випадку використовується перший тип навчання, так як у вхідних даних міститься інформація про бажаний відгук мережі на кожний вхідний вектор. Для багатошарових перцептронів досить поширеним методом навчання є алгоритм зворотного розповсюдження помилки [5]. Його особливість полягає в подвійному проходженні по всіх шарах мережі в прямому та зворотному напрямках. Під час прямого проходження вхідний вектор подається на нейрони першого шару, проходить далі по мережі і таким чином формується фактичний вихідний сигнал, тобто відгук на даний вхідний образ. При зворотному проходженні всі синаптичні ваги налаштовуються згідно з правилом: фактичний вихід мережі віднімається із бажаного, фор-

муючи таким чином сигнал помилки. Цей сигнал поширюється мережею згідно з напрямком, зворотним по відношенню до напрямку синаптичних зв'язків, і ваги налаштовуються з метою максимального наближення вихідного сигналу мережі до бажаного.

Алгоритм зворотного розповсюдження помилки має безліч варіацій [6]. Визначення оптимального із них найчастіше відбувається експериментально. Для вирішення поставленої задачі використовується алгоритм на основі зворотного розповсюдження помилки, який налаштовує значення вагових коефіцієнтів та змінює згідно з методом найменших квадратів у нотації Левенберга-Марквардта. При цьому мінімізується комбінація помилок та вагових коефіцієнтів і визначається шкорогована комбінація, яка забезпечує покращення узагальнюючої здібності мережі [6]. Ця процедура має назву Байєсівська регуляризація.

Таблиця 2

Вхідні дані після проведення процедури нормалізації, відносні одиниці

C	Mn	Si	S	P	Cr	Ni	Cu	Al	Ti
0.1950	0.8939	0.7200	0.3731	0.5000	0.2857	0.2857	0.2727	0.3125	1.0000
0.0482	0.4394	0.1200	0.4627	0.3077	0.5714	0.2857	0.3636	0.0000	0.0000
0.1837	0.8333	0.7200	0.3433	0.5769	0.2857	0.2857	0.1818	0.2500	1.0000
0.0452	0.3939	0.1200	0.3731	0.1538	0.5714	0.2857	0.3636	0.0000	0.0000
0.1898	0.8485	0.6000	0.3433	0.3077	0.4286	0.2857	0.2727	0.1875	0.8000

Активувальна функція. Вибір активувальної функції може відбуватись експериментально. Але існує також і низка певних обмежень, диктована, як правило, архітектурою мережі і/або алгоритмом навчання. Так, наприклад, функція активації для мережі, що використовує при навчанні алгоритм зворотного розповсюдження помилки, має задовольняти єдиній умові – неперервності [7]. Такими функціями можуть бути логістична, функція гіперболічного тангенсу тощо.

Викладення основного матеріалу. При моделюванні нейронної мережі для вирішення поставленої проблеми експериментальним шляхом були визначені параметри, що забезпечують найкращу її роботу. Для проектування самої мережі зручно використовувати пакет розширення MATLAB Neural Network Toolbox, який дозволяє в інтерактивному режимі спілкування здійснювати створення, налаштування, навчання та тестування нейронної мережі.

В якості матеріалу для дослідження були використані дані про 1240 плавок, виконаних у киснево-конвертерному цеху Дніпропетровського металургійного заводу ім. Петровського влітку 2008 року.

Серед усіх параметрів, що входять до паспорту плавки з виконанням кореляційного та дисперсійного аналізу, були виокремлені ті параметри, які визначають марку майбутньої сталі та її механічні якості. Такі параметри було виявлено 10. Усі вони характеризують відносний вміст того чи іншого хімічного елемента в сталі в результаті її рафінування. До впливових параметрів потрапили: вміст вуглецю, марганцю, кремнію, сірки, фосфору, хрому, нікелю, міді, алюмінію та титану.

Початкова вибірка для відновлення шуканої залежності була нормалізована на відріжку [0;1], як показано в таблицях 1 та 2. Вихідне значення, тобто належність го-

тового матеріалу до тої чи іншої марки сталі, нормалізувалося наступним чином: рівень „0“ ставився у відповідність сталі марки 3пс (має найбільший вміст вуглецю серед усіх); рівень „0,33“ – сталі марки 5пс; рівень „0,67“ – сталі марки 63; а рівень „1“ – сталі марки к75.

Вихідна послідовність була поділена у співвідношенні 60 на 40% відповідно на навчальну та тестову вибірки. За допомогою першої встановлювалися ваги коефіцієнтів зв'язків у нейронній мережі, за допомогою другої – оцінювалася пристосованість отриманого налаштування до даних, які заздалегідь невідомі. Налаштування мережі та її перевірка виконувалися кілька разів, при цьому попадання того чи іншого паспорту плавки в навчальну чи тестову вибірку було випадковим.

У ході дослідження були обрані такі налаштування нейронної мережі (з доступних у даному пакеті прикладних програм), які забезпечують максимальну точність ідентифікації залежності з мінімальними витратами часу на навчання нейронної мережі.

Зокрема, в якості активувальних функцій для обраної структури нейронної мережі прямого розповсюдження без зворотних зв'язків виявилися:

- для нейронів вхідного шару – радіально-базисна;
- для нейронів прихованого прошарку – логістична.

Серед методів обраної двошарової мережі в якості найкращого за часом та точністю результатів обрано згаданий раніше алгоритм на основі зворотного розповсюдження помилки, що застосовує метод найменших квадратів та Байєсівську регуляризацію.

Одним з найцікавіших питань, що стоять перед дослідниками нейронних мереж та їх налаштувань, є питання кількості нейронів у прихованих шарах. У даному випадку прихований шар лише один, а оптимальна кількість нейронів у ньому підбиралася емпі-

рично в діапазоні від 1 до 20. Результати дослідження представлені на рис. 1.

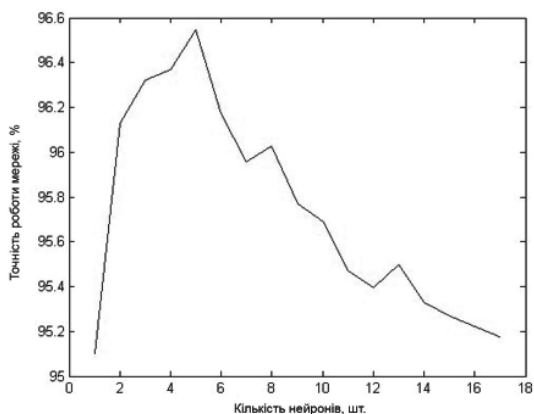


Рис. 1. Залежність ефективності роботи мережі від кількості нейронів прихованого шару

Мірою оцінки якості нейронної мережі в даному випадку є кількість вірних розпізнавань налаштованої мережі на тестовій вибірці даних. Як видно з рис. 1, функція має кілька екстремумів, але жоден з них не порівняний з оптимальним значенням у 5 нейронів прихованого шару.

Віднайдені в такий спосіб оптимальні параметри нейронної мережі та алгоритму її навчання були використані на практиці для моделювання залежності марки майбутньої сталі в киснево-конвертерному виробництві від її хімічного складу після процесу рафінації.

Встановлення подібної залежності дає недвозначну можливість використовувати в якості керованих змінних вищезгадані складові хімічного складу, аби досягти потрібних механічних якостей матеріалу, що визначає його марку.

Результати дослідження ідентифікації марки сталі на тестовій вибірці з 413 плавок ілюструє рис. 2. На ньому більшість рядків даних недвозначно були ідентифіковані як одна з чотирьох марок сталі, що виплавляється в цеху. По осі абсцис тут відкладено номер плавки з тестової вибірки, по осі ординат – марку сталі в її кодованому значенні (на відрізьку від 0 до 1).

Деякі точки, що не схилиються до одного з чотирьох заздалегідь визначених рівнів, ілюструють ті випадки, коли хімічний склад було не достатньо чітко дотримано. Навіть у масштабі графіку на рис. 2 очевидно, що відсоток таких випадків незначний. До того ж, жодна з плавок не зайняла такого положення, коли б її не можна було ідентифікувати за маркою – або вона 3пс, або, приміром, 5пс. Слід визнати, однак, що траплялися випадки хибної ідентифікації.

У ході статистичного аналізу результатів математичного експерименту було встановлено, що спроектована нейронна мережа забезпечує $96,24 \pm 0,57\%$ вірних відповідей на тестовій вибірці при ідентифікації невідомої марки сталі.

При цьому, якщо в якості тестової використовувалися дані навчальної вибірки, то ідентифікація марки сталі була точною у $98,85 \pm 0,1\%$. Це може свідчити про наявність у даних, які використовувалися

для навчання, певної випадкової помилки, викликаній людським фактором при фіксації результатів спостережень та їх документуванні.

Обидва згадані вище результати отримані з надійністю 0,95 після усереднення результатів роботи нейронної мережі по 100 повторюванням.

Головним результатом проведених математичних експериментів є підтвердження гіпотези про те, що згадані раніше параметри, що описують вміст у киплячому розчині хімічних елементів, а саме: вуглець, марганець, кремній, сірка, фосфор, хром, нікель, мідь, алюміній та титан, однозначно визначають марку майбутньої сталі. Це дозволяє в процесі розкислення металу досягти бажаної марки сталі, регулюючи згаданими параметрами в якості незалежних змінних.

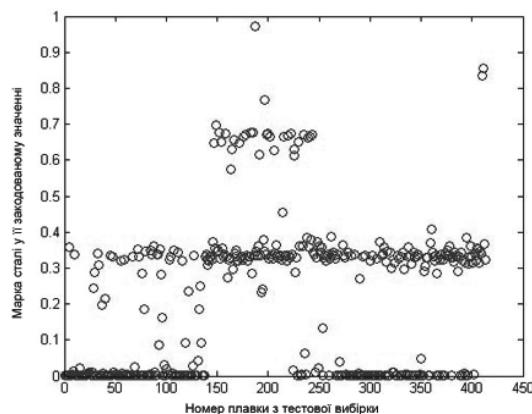


Рис. 2. Приклад результатів роботи мережі: рівень „0“ відповідає за сталь марки 3пс; рівень „0,33“ – сталь марки 5пс; рівень „0,67“ – сталь марки 63; рівень „1“ – сталь марки к75

Перспективою та розвитком запропонованої прогнозувальної системи є її ускладнення за рахунок врахування додаткових параметрів, що впливають на процес виготовлення сталі в кисневому конвертері, а саме витрат кисню, наявності домішок, співвідношення в початковому металі металобрухту та інші. Також перспективним бачиться прогнозування не тільки марки сталі, а й її якості, основними показниками якої для зливу є іскристість та бугристість. Останні суттєво впливають на подальшу обробку металу в прокаті, тому мають прогнозуватися з високою точністю.

Висновки. Спроекована нейронна мережа для ідентифікації марки майбутньої сталі за хімічним складом вмісту кисневого конвертера після процесу рафінації.

В якості параметрів, що визначають марку сталі, було обрано відносний вміст наступних хімічних елементів: вуглець, марганець, кремній, сірка, фосфор, хром, нікель, мідь, алюміній та титан.

Емпірично встановлено, що оптимальною для нейронної мережі є багатошарова структура прямого розповсюдження без зворотних зв'язків з одним прихованим шаром, який містить п'ять нейронів. Оптимальна активаційна функція для нейронів вхідного шару – радіально-базисна, для прихованого – логістична.

Використовуючи метод зворотного розповсюдження помилки в якості навчального, було навчено мережу,

яка на тестовій вибірці забезпечує $96,24 \pm 0,57\%$ випадків вірної ідентифікації майбутньої марки сталі.

Отримані результати дозволяють будувати алгоритми керування механічними властивостями майбутньої сталі шляхом корегування хімічного складу вмісту конвертера в процесі розкислення.

Перспективою розвитку даної мережі є додаткове визначення не тільки марки майбутньої сталі, а й показників її якості при наступній механічній обробці.

Список літератури

1. Демидов В.А. Производство конвертерной стали. Технологическая инструкция ТИ-233-СТ КК-02-2002 / Демидов В.А. – 2002. – 148 с.
2. Бойко В.И. Автоматизированные системы управления технологическими процессами в черной металлургии / Бойко В.И., Смоляк В.А. – Днепропетровск: 1997. – 574 с.
3. Круглов В.В. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети / Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю. – М.: Физматлит, 2001. – 221 с.
4. Москвич Д.Н. Синтез нейронных сетей при их практическом применении [Электронный ресурс] / Москвич Д.Н. // Вестник СевКавГТУ – 2004. – №1 (8) – Режим доступа: <http://science.ncstu.ru>.
5. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / Хайкин С.; пер. с англ. – [2-е изд.]. – М.: Издательский дом „Вильямс“, 2006. – 1104 с.
6. Neural Network Toolbox [Электронный ресурс] / Ю.П. Маслобоев // Консультационный Центр Matlab компании Softline – 2008. – Режим доступа:

<http://matlab.exponenta.ru/neuralnetwork/index.php>

7. Дьяконов В.П. Математические пакеты расширения MATLAB: специальный справочник / Дьяконов В.П., Круглов В.В. – СПб.: Питер, 2001. – 480 с.

Выполнен анализ технологического процесса изготовления низкоуглеродистой стали в кислородном конвертере и информации, известной к началу продувки. Для классификации марки стали выбрана система самообучения в виде двухслойной нейронной сети на основе перцептронов. Выполнены экспериментальные исследования по обучению и использованию сети. Сделаны выводы относительно настроек сети и алгоритма ее обучения. Сформулированы предложения возможного усовершенствования системы.

Ключевые слова: конвертер, раскисление, анализ, нейронная сеть, самообучение, классификация

The analysis of the technological process of low-carbon steel in basic oxygen furnace and the information known before purging starts. To classify the grade of steel it was selected the self-learning system in the form of a two-layer neural network based on perceptrons. Experimental studies on training and use of the network have been carried out. Conclusions about the network and its learning algorithm have been drawn. Suggestions of probable improvement of the system have been formulated.

Keywords: converter, desoxydating, analysis, neuron network, self-training, classification

Рекомендовано до публікації докт. техн. наук В.В. Слесаревим. Дата надходження рукопису 29.12.10

УДК 681.3

Е.П. Зацепин

Государственное высшее учебное заведение „Национальный горный университет“ г. Днепропетровск, Украина, e-mail: e.zatsepin@gmail.com

АНАЛИЗ ЭТАЛОННЫХ ОБЪЕКТОВ НА ОСНОВЕ МЕТОДА 3D-ТРИАНГУЛЯЦИИ В ЗАДАЧАХ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ НЕФТЕГАЗОВЫХ МЕСТОРОЖДЕНИЙ

Ye.P. Zatsepin

State Higher Educational Institution “National Mining University”, Dnipropetrovsk, Ukraine, e-mail: e.zatsepin@gmail.com

THE ANALYSIS OF SAMPLE OBJECTS ON THE BASIS OF 3D-TRIANGULATION METHOD IN PROBLEMS OF OIL AND GAS DEPOSITS PROGNOSTICATION

Представлено решение задачи анализа эталонных объектов на основе метода 3D-триангуляции, относящегося к методам многомерного шкалирования. Рассмотрена возможность качественного сохранения геометрической структуры множества объектов при отображении многомерного пространства в трехмерное. Приведены результаты применения метода для решения задачи кластеризации углеводородных объектов, расположенных на территории Днепропетровско-Донецкой впадины (восточная часть Украины).

Ключевые слова: углеводородные месторождения, эталонные объекты, триангуляция, кластеризация, многомерное шкалирование, трехмерное пространство

Формулировка проблемы. В настоящее время широкое распространение получили альтернативные

подходы к поискам нефти и газа, среди которых важная роль принадлежит аэрокосмическим методам. Они основаны на анализе разнообразных снимков земной поверхности и, в сочетании с недорогими

© Зацепин Е.П., 2011