

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

геофизическими методами (гравитационными и магнитными), могут обеспечить решение задачи прогнозирования залежей углеводородов с минимальными затратами. В качестве исходных данных используются мелкомасштабные съемки гравитационного и магнитного полей, а также радарные космические снимки. Методика, базирующаяся на указанных подходах, использует методы распознавания образов, обработки изображений и анализа пространственных данных для решения задачи оценки перспективности территории с целью обнаружения нефтегазовых залежей.

При использовании вышеуказанной методики наиболее важным моментом является задача повышения информативности обучающего набора – эталонной выборки, которая формируется на основе информации о контурах известных нефтегазовых месторождений и, как правило, представляет собой набор неоднородных данных.

Анализ последних достижений. Для решения подобных задач обычно применяются методы кластерного анализа, среди которых наибольшее распространение получили методы сортировки, оптимизации критериев качества, а также методы на основе нейронной сети Кохонена и нечетких множеств [1–3]. Большинство перечисленных методов характеризуются сложностью вычислительной реализации, а результаты их применения, как правило, зависят от структуры данных в многомерном признаковом пространстве, что обуславливает нецелесообразность их применения при выявлении кластеров сложной формы, что характерно для нефтегазовых месторождений. Кроме того, к недостаткам некоторых распространенных методов также относятся необходимость задания пороговых значений и количества кластеров, чувствительность к выбросам.

В качестве альтернативы методам кластеризации могут использоваться методы многомерного шкалирования [4]. Одним из таких методов является метод 3D-триангуляции [5].

Цель работы – представление результатов применения разработанного метода 3D-триангуляции на примере решения задачи кластеризации эталонных объектов – нефтегазовых месторождений, расположенных на территории Днепровско-Донецкой впадины (восточная часть Украины).

Описание алгоритма. Метод 3D-триангуляции является модификацией двухмерного варианта триангуляции [6] и заключается в понижении размерности признакового пространства с сохранением геометрической структуры исходного множества. Эффект достигается за счет применения процедуры элементарных геометрических построений, в ходе которых все точки исходного множества отображаются в трехмерном пространстве с целью достижения аппроксимации исходной матрицы расстояний (различий) между объектами в многомерном признаковом пространстве. Такое отображение дает возможность представления результатов кластеризации в удобной для визуального анализа форме.

Пусть даны четыре точки m_1, m_2, m_3 и m_4 многомерного пространства. Точки m'_1, m'_2, m'_3 в трехмерном пространстве выбираются таким образом, что разделяющие их расстояния равны соответствующим попарным расстояниям между точками m_1, m_2, m_3 в многомерном пространстве. Четвертая точка m_4 многомерного пространства отображается в точку m'_4 в трехмерном пространстве с таким расчетом, чтобы расстояние между m_4 и точками m_1, m_2, m_3 сохранялось при отображении неизменным. Для ее нахождения выполняется поиск точки пересечения трех сфер с радиусами d_{14}, d_{24}, d_{34} , где d_{ij} – расстояние между точками m_i и m_j многомерного пространства.

Суть метода заключается в отображении множества N точек многомерного пространства в трехмерное путем последовательного построения опорных треугольников. Для каждой новой отображаемой точки (кроме трех первых) имеется три расстояния, которые необходимо выдержать. Правильный выбор этих расстояний позволяет сохранить существенную часть информации о геометрических взаимоотношениях между отображаемыми точками в трехмерном представлении. Для этой цели подходящими объектами служат $N-1$ ребер минимального остовного дерева, построенного для данного множества точек, поскольку минимальное остовное дерево несет в себе наиболее существенную часть структурной информации, заложенной в данных, и представляет её в компактной форме.

В рамках метода триангуляции используются два подхода, определяющих, какие из опорных ребер следует сохранить.

Триангуляция на основе второго ближайшего соседа. При выполнении отображения точки m_4 сохраняются расстояния d_{14}, d_{24}, d_{34} , где m_1-m_3 – точки, ранее отображенные в пространство и удовлетворяющие следующим условиям: а) в минимальном остовном дереве точка m_3 непосредственно соединена с точкой m_4 ; б) m_1, m_2 – те соседние точки для m_3 , которые в минимальном остовном дереве ближе других соседних точек расположены к точке m_4 .

Указанный подход может применяться в случае, когда необходим быстрый анализ данных. Основное преимущество данного подхода – отсутствие затрат времени на полный перебор.

Триангуляция на основе точки отсчета. Тремя расстояниями, сохраняемыми при отображении точки, являются: длина двух ребер минимального остовного дерева и расстояние до произвольной, заранее выбранной точки отсчета. Это позволяет получить N трехмерных представлений данных, тем самым обеспечивается возможность исчерпывающего анализа кластеризации отображаемых объектов.

Отображения, получаемые триангуляцией на основе точки отсчета, дают возможность проанализировать пространственное расположение объектов „со всех сторон“, позволяя выделить незаметные объединения, а также судить о взаимной удаленности точек друг от друга.

Экспериментальные результаты. Метод был опробован на территории Днепровско-Донецкой впадины, расположенной в восточной части Украины. Размеры исследуемого участка около 137×130 км, площадь – более 17000 км² (рис. 1). На участке было открыто большое количество залежей, в том числе одно из крупнейших в Европе Шебелинское газоконденсатное месторождение с запасами 650 млрд кубометров.



Рис. 1. Расположение исследуемого участка

В качестве исследуемого набора данных использовались ячейки раstra, находящиеся над известными нефтегазовыми месторождениями. Над каждым месторождением, в зависимости от его размера, было выбрано несколько эталонов (всего – 220 ячеек). Набор косвенных признаков был сформирован путём вычисления трансформант исходных наборов данных. Размерность признакового пространства составила 42 признака.

Для гравитационного и магнитного полей, заданных в точках сети 500×500 м, было рассчитано большое количество трансформант, – дифференциальных, интегральных, текстурных [7] и других, – вычисляемых внутри скользящих окон разного размера. Радарный снимок подвергался процедурам линейментного анализа. Вначале на нём были выделены границы яркости при помощи алгоритма Canny [8], а затем путём трансформации Nough выделялись протяженные линейные фрагменты границ яркости, называемые линеаментами. В ячейках решётки, совпадающей с сетью измерения магнитного и гравитационного полей, вычислялись различные характеристики линеаментов: их количество на единицу площади, количество пересечений, расстояние от узла до ближайшего линеамента. Эти характеристики вычислялись как для всех выделенных линеаментов, так и ориентированных по отдельным направлениям.

На рис. 2, 3 представлены отображения объектов в трехмерное пространство, полученное в рамках применения метода 3D-триангуляции на основе второго ближайшего соседа с применением Евклидовой меры расстояния. Оси на полученном отображении играют роль показателя уровня кластеризации и позволяют осуществить визуальную оценку различий между объектами, на основании которых в интерактивном режиме были выделены кластеры объектов (обозначены различными цветами). Началом координат служит точка отсчета (при использовании одноименного подхода); при использовании триангуляции на основе второго ближайшего соседа в начале координат располагается точка с минимальной суммой расстояний до двух ближайших точек.

нат служит точка отсчета (при использовании одноименного подхода); при использовании триангуляции на основе второго ближайшего соседа в начале координат располагается точка с минимальной суммой расстояний до двух ближайших точек.

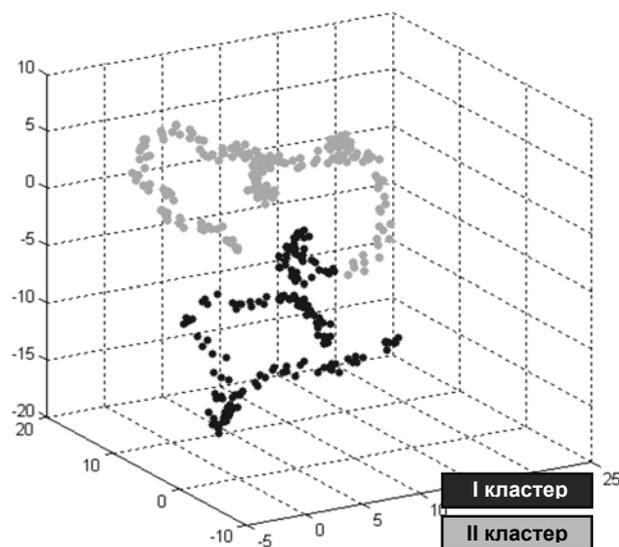


Рис. 2. Отображение объектов 42-мерного пространства в трехмерном пространстве с разделением на 2 кластера

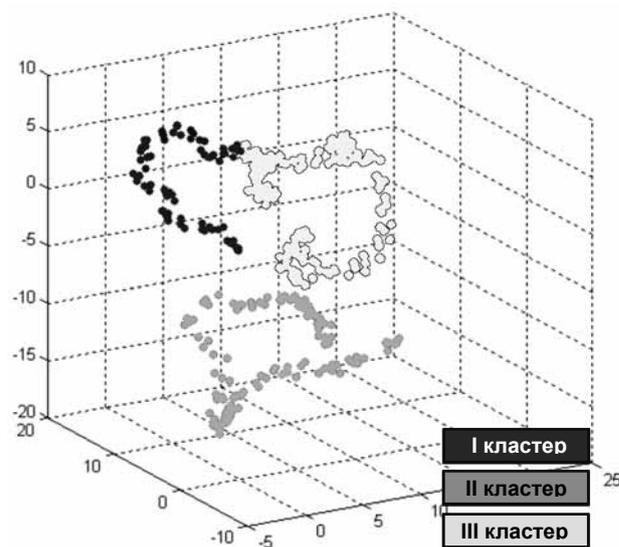


Рис. 3. Отображение объектов 42-мерного пространства в трехмерном пространстве с разделением на 3 кластера

В результате исследований были получены карты, показывающие разбиение эталонных объектов участка на кластеры (рис. 4) с учетом их расположения в многомерном признаковом пространстве.

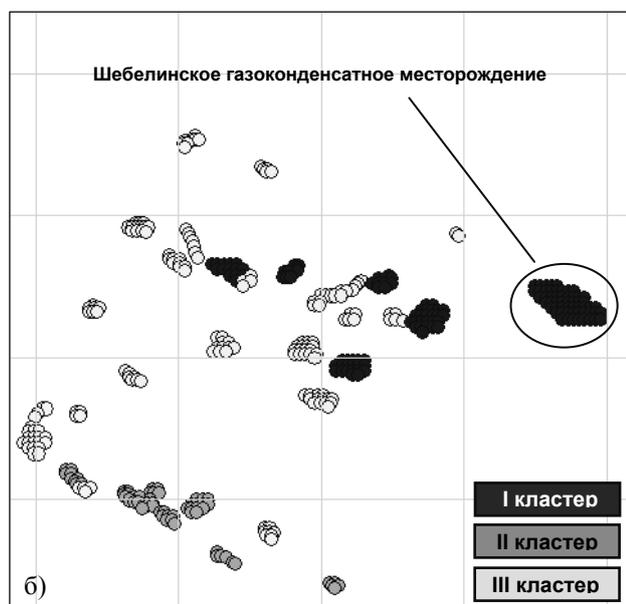
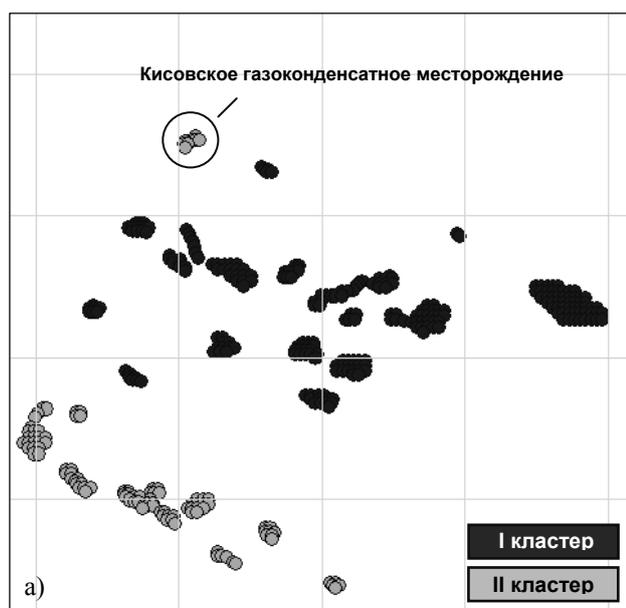


Рис. 4. Карты кластеризации нефтегазовых объектов с разделением на 2 кластера (а) и 3 кластера (б)

Также была произведена попытка обоснования полученной кластеризации с точки зрения прямых признаков, т.е. структурно-геологических и физико-химических характеристик следующих типов [9]: характеристики залежей углеводородов (глубина залегания кровли продуктивного горизонта, абсолютная глубина контакта, высота залежи, ширина горизонта, ширина коллектора, коэффициент пористости, проницаемость, коэффициент насыщения, начальное пластовое давление, давление начала конденсации, пластовая температура), характеристики конденсатов (молекулярная масса, плотность, вязкость, начало кипения), характеристики природного газа (относительная плотность, теплотворные характеристики,

состав газа), характеристики пластовых вод продуктивных горизонтов (минерализация, плотность, показатель рН, соотношение Na/Cl).

Был сделан вывод о том, что разделение объектов на два кластера (рис. 2, 4а) обосновано расположением объектов по нефтегазоносным районам. Нефтегазовые месторождения, входящие в состав первого кластера, полностью лежат на территории Машевско-Шебелинского газоносного района. При этом второй кластер составляют объекты Руденковско-Пролетарского нефтегазоносного района, а также Кисовское газоконденсатное месторождение (рис. 4 а), расположенное на территории Рябухинско-Североголубовского газоносного района. Попадание указанного месторождения во второй кластер подтверждается характеристиками состава природного газа, который характеризуется пониженным содержанием метана и повышенным содержанием азота, что свойственно месторождениям Руденковско-Пролетарского нефтегазоносного района.

В случае разделения объектов на три кластера (рис. 3, 4 б), первый кластер содержит исключительно газоконденсатные месторождения, схожие по физическим характеристикам с Шебелинским газоконденсатным месторождением (рис. 4 б). Месторождения этого кластера характеризуются малой глубиной залегания кровли продуктивного горизонта, низким показателем коэффициента насыщения, низкой (по сравнению с другими месторождениями исследуемого участка) пластовой температурой, пониженной плотностью конденсатов, а также пониженными теплотворными характеристиками. Второй кластер содержит практически все нефтегазовые и нефтегазоконденсатные месторождения исследуемого участка, а также несколько газоконденсатных месторождений Руденковско-Пролетарского нефтегазоносного района. Следует отметить, что месторождения первого и второго кластера заметно различаются по большинству характеристик залежей, составу природного газа, конденсатов и пластовых вод. При этом в третий кластер отделяются объекты с „усредненными“ показателями по большинству указанных характеристик.

Выводы.

1. Выделяемый с помощью метода 3D-триангуляции набор кластеров нефтегазовых месторождений соответствует их разделению на основании прямых структурно-геологических и физико-химических признаков, при этом объекты кластеров группируются в пространственно локализованные группы.

2. Сходство кластерной структуры, полученной на основании косвенных и прямых признаков, свидетельствует о возможности применения недорогих косвенных геофизических и аэрокосмических методов при изучении залежей углеводородов.

3. Полученные кластеры в дальнейшем могут использоваться для формирования набора классов эталонных объектов, что, в конечном счёте, дает возможность повысить достоверность прогноза неизвестных залежей с помощью методов распознавания образов.

Список литературы

1. Jain A.K., Murty M.N., Flynn P.J. Data Clustering: A Review. ACM Computing Surveys, 1999, Vol. 31, No.3, pp. 264–323.
2. Жамбю М. Иерархический кластер-анализ и соответствия / Жамбю М. – М.: Финансы и статистика, 1988. – 342 с.
3. Romesburg, H. C. Cluster Analysis for Researchers. – Lulu Press, 2004, 334 p.
4. Borg, I., Groenen, P. Modern Multidimensional Scaling: theory and applications (2nd ed.): Springer-Verlag, 2005.
5. Бусыгин Б.С. Метод трехмерной триангуляции в задачах кластерного анализа / Б.С. Бусыгин, Е.П. Зацепин // Искусственный интеллект. – 2010. – №1. – С. 16–24.
6. Бусыгин Б.С. Кластеризация объектов на основе применения метода триангуляции / Б.С. Бусыгин, Е.П. Зацепин // Науковий вісник Національного гірничого університету. – 2006. – №3. – С. 70–75.
7. Haralick R.M. Statistical and structural approaches to texture. Proceedings of the IEEE, V. 67, 1979.
8. Canny J.F. A computational approach to edge detection. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 8(6), 1986, pp. 679-698.
9. Атлас родовищ нафти і газу України: в 6 т. / гол. ред. М.М. Іванюта. – Львів: „Центр Європи“, 1998. – 2342 с.

УДК 681.3

С.Л. Никулин, канд. геол. наук, доц.

Представлено рішення задачі аналізу еталонних об'єктів на основі методу 3D-триангуляції, що належить до методів багатовимірного шкалювання. Розглянуто можливість якісного збереження геометричної структури множини об'єктів при відображенні багатовимірного простору в тривимірне. Наведено результати застосування методу для вирішення задачі кластеризації вуглеводневих об'єктів, розташованих на території Дніпровсько-Донецької западини (східна частина України).

Ключові слова: *вуглеводневі родовища, еталонні об'єкти, триангуляція, кластеризація, багатовимірне шкалювання, тривимірний простір*

The solution of the problem of the sample objects analysis on the basis of 3D-triangulation method is presented. The method uses the approaches of multidimensional scaling. The possibility of qualitative preservation of geometrical structure of multidimensional space objects in three-dimensional space is examined. The method has been tested for solving of clustering problem on the territory of oil-and-gas bearing Dnieper-Donetsk cavity in the east of Ukraine.

Keywords: *hydrocarbon fields, sample objects, triangulation, clustering, multidimensional scaling, three-dimensional space*

Рекомендовано до публікації докт. техн. наук Б.С. Бусигіним. Дата надходження рукопису 29.10.10

Государственное высшее учебное заведение „Национальный горный университет“, г. Днепропетровск, Украина, e-mail: s-nikulin@yandex.ru

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МНОГОКАНАЛЬНЫХ КОСМИЧЕСКИХ СНИМКОВ ДЛЯ ЛИНЕАМЕНТНОГО АНАЛИЗА ТЕРРИТОРИЙ

S.L. Nikulin, Cand. Sc. (Geol.), Associate Professor

State Higher Educational Institution “National Mining University”, Dnipropetrovsk, Ukraine, e-mail: s-nikulin@yandex.ru

MULTICHANNEL SATELLITE IMAGES USING FOR LINEAMENT ANALYSIS OF TERRITORIES

Приведена методика, позволяющая использовать при решении геологических задач методами линеаментного анализа все имеющиеся спектральные каналы космических снимков. Проведена оценка возможностей выделения линейных элементов территории по одно- и многоканальным снимкам. Показано, что использование всех каналов снимка позволяет существенно улучшить результаты построения линеаментной сети изучаемой территории.

Ключевые слова: *линеаментный анализ, границы яркости изображений, мультиспектральные снимки, оптимальный детектор Кенни, линеаментная сеть*

Постановка и состояние проблемы. Последние десятилетия характеризуются активным внедрением в практику наук о Земле данных дистанционного зондирования, среди которых ведущую роль играют

материалы космических съемок – панхроматические, мульти- и гиперспектральные снимки различного разрешения. Среди методов обработки космических данных важную роль играют методы линеаментного анализа, основанные на выделении границ яркости снимка, обнаружении на них и обработке линейных,