

# Прогнозирование ФЕС коллекторов залежей УВ по сейсмическим и скважинным данным с использованием комплекса DV-SeisGeo

**З.Н. Жемжурова**

канд. г.м. наук, гл. геофизик отд. DV-технологий<sup>1</sup>  
Dv\_zhemzhurova@cge.ru

**В.А. Чекунова**

вед. геофизик отд. DV-технологий<sup>1</sup>  
Dv\_checunova@cge.ru

**С.Л. Трегуб**

вед. инженер отд. DV-технологий<sup>1</sup>  
s\_tregub@yahoo.com

<sup>1</sup>ЦГЭ, Москва, Россия

**В статье описывается решение одной из актуальных задач геологического моделирования — прогнозирование физических свойств продуктивных коллекторов по комплексу сейсмических и скважинных данных, на примере отечественного программного комплекса DV-SeisGeo. Приводится описание технологии работы с одной из реализаций нейронных сетей Кохонена, самоорганизующимися картами, которая позволяет оценить возможности данного инструмента и использовать полученную информацию для формирования критериев выбора и обработки входных данных, создания структуры нейронной сети и способов анализа результатов прогнозирования.**

## Материалы и методы

Интерпретация и обработка данных 3D сейсморазведки, интерпретация и обработка данных ГИС.

## Ключевые слова

программное обеспечение, кроссплот, цветокодирование, трендовая карта, карта запасов, регрессионная зависимость, корреляция, геологическая модель, нейронные сети, сейсмические атрибуты

В настоящее время, в связи с повсеместным внедрением в производстве программных комплексов построения трехмерных цифровых геологических и гидродинамических моделей, расширяются функциональные возможности технологий прогнозирования физических свойств коллекторов, позволяющие учитывать особенности геологического строения объекта моделирования. Для оценки и анализа особенностей современных технологий прогнозирования нами использовался отечественный программный комплекс создания и поддержки многомерной многопараметровой модели залежи природных углеводородов «DV-SeisGeo», созданный в Центральной геофизической экспедиции под руководством А.С. Кашика на базе уникальных вычислительных алгоритмов, разработанных Федоровым А.Л. [10, 13].

Этап прогнозирования является ключевым моментом, определяющим результаты литолого-петрофизического моделирования, выполняемого на базе предварительно созданного структурного каркаса объекта моделирования. Именно на этапе прогнозирования выбираются вычислительные алгоритмы на основе личного опыта и результатов формализации априорной геолого-геофизической информации. Итог подобной формализации — ряд цифровых характеристик обобщенного многопараметрового образа объекта моделирования — «принципиальной модели».

В настоящее время, помимо формирования представления о геологическом строении объектов моделирования, принципиальная геологическая модель позволяет изучать взаимосвязи пространственного

изменения ФЕС коллекторов с историей тектонического развития региона [7]. Применение таких видов исследований, как палеотектонический, седиментационный и сейсмофациальный анализ, многофакторный корреляционный анализ и геостатистические вычисления, нейронные сети, предоставляет возможность заменить чисто интуитивные представления геолога фактически существующими закономерностями. Варианты аналогичных построений рассматриваются в работах Билибина, Гаврилова, Закревского, Перепечкина, Кавуна и др. [4, 5, 6, 8, 11]. Прежде всего исследователями отмечается, что параметрические модели, рассчитанные для объектов сложного геологического строения путем преобразования сейсмических параметров в фильтрационно-емкостные характеристики методами корреляционного анализа, не позволяют получить надежную информацию о генезисе и структурно-тектоническом строении нефтегазовых залежей [2, 9]. Это объясняется тем, что кроссплоты, используемые для расчета корреляционных зависимостей, фактически являются всего лишь срезами (плоскими проекциями) объемных множеств коррелируемых параметров в многомерных пространствах.

Из используемых методов прогнозирования наиболее перспективным является метод «нейронных сетей», поскольку он обеспечивает исследование комплексного влияния на фильтрационно-емкостные характеристики геологического объекта любого количества физических параметров среды. Результаты расчета прогнозируемых параметров с помощью нейронных сетей соответствуют реальному диапазону значений



Рис. 1 — Алгоритмическая схема прогнозирования ФЕС с использованием карт СОК в пакете DV-SeisGeo

входных данных, в отличие от методов регрессионного анализа [3, 7, 12]. На рис. 1 приводится функциональная схема вычислений, реализуемых в пакете DV-SeisGeo при решении задач прогнозирования ФЕС, на базе одной из разновидностей нейронных сетей — самоорганизующихся карт Кохонена (сокращенно СОК).

Данная схема включает основные этапы работы с самоорганизующимися картами Кохонена: кластеризацию (разбиение геологического объекта на классы по совокупности свойств), статистическую оценку характеристик данных классов и использование полученных данных для создания трендовых карт прогнозируемых свойств. Расчет тренда представляет собой картирование по площади зон распространения выделенных классов с осредненными по ним геолого-геофизическими характеристиками. Полученные таким образом

тренды далее используются в процессе интерполяции скважинных данных на узлы трехмерной структурной сетки геомодели. Выбор структуры нейронной сети зависит и от решаемых научно-методических задач, и от геологических особенностей изучаемого объекта, и от имеющегося в распоряжении пользователя набора исходных данных.

Данная алгоритмическая схема была реализована на одном из месторождений Западной Сибири, на базе геолого-геофизических и промысловых данных по продуктивному терригенному комплексу даниловской и тюменской свит нижеюрских отложений (далее на рисунках пласты P2 и T).

На этапе подготовки данных по скважинам были рассчитаны характеристики ФЕС по объекту моделирования. По исходному сейсмическому кубу были вычислены кубы основных сейсмических атрибутов, зависящих от акустических свойств разреза:

амплитуды, частоты, фазы, псевдоакустики. По кубам атрибутов были рассчитаны соответствующие карты в интервале продуктивных пластов P2 и T, сформированных в сходных условиях осадконакопления.

Что касается выбора атрибута, наиболее тесно связанного с нефтегазонасыщенностью, следует учитывать, что на картину сейсмического волнового поля влияют одновременно все физические свойства залежи углеводородов. Как отмечено в опубликованных работах, в продуктивных терригенных пластах может возникнуть такое сочетание геологических свойств, которое аналогичным образом отображается и в водоносных коллекторах [1]. То есть для различных геологических объектов не может существовать общих и единых закономерностей сейсмического волнового поля, отображающих изменение типа флюида, насыщающего коллектора. При анализе комплекса сейсмических и скважинных данных по рассматриваемому геологическому объекту был выбран, в качестве наиболее информативного, параметр, характеризующий диапазон вариаций значений амплитудного куба. В продуктивных зонах этот параметр минимален, что соответствует крайне слабой дифференцированности сейсмотрасса, а в разломных зонах и водоносной части разреза, где наблюдается более четкий характер отражений, — максимален (рис. 2). Для данного тонкослоистого объекта это может быть объяснено тем, что при мощности коллекторов, значительно меньшей длины волны, на сейсмическом разрезе фиксируются отражения, контрастность которых снижается за счет разнонаправленных эффектов от частого чередования литологических границ, смены типа флюида и т.п. Аналогичные выводы приведены в работе Кондратьева [12], где подобное явление рассматривается, как следствие интерференции сейсмических отражений на границах коллекторов малой мощности. По материалам нижеюрских отложений Нежданной площади Западной Сибири также констатируются аналогичные особенности сейсмического волнового поля вследствие интерференционных явлений [14]. Как считает Цибулин [14], такой рисунок записи характерен для нижеюрских отложений Западно-Сибирского осадочного бассейна, формировавшихся в результате денудационных процессов: происшедших на палеовыступах фундамента, и является одним из основных поисковых признаков при оценке нефтегазонасыщенности.

В рассматриваемом примере выбрано 5 сейсмических атрибутов, по которым исследуемый объект на первом этапе работы с нейронными сетями был разбит на ряд самостоятельных классов (создание аналога лито-фациальной карты). При этом кластеризация выполнялась в условном пятимерном пространстве, где координатные оси характеризуют изменения каждого из пяти сейсмических атрибутов. Если снять с каждой атрибутной карты значение в любой  $i$ -точке по площади  $(x, y)$ , то полученные 5 чисел будут характеризовать одну из точек  $M_i(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5)$ , как вектор в 5-мерном пространстве. Таким образом, весь набор входных данных фактически представляет

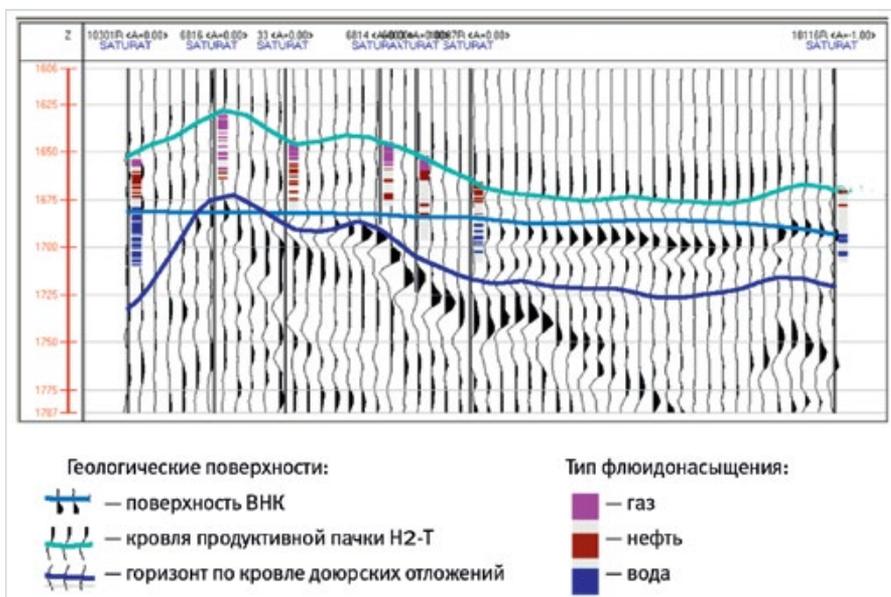


Рис. 2 — Изменение картины сейсмического волнового поля в пределах продуктивной пачки относительно поверхности ВНК

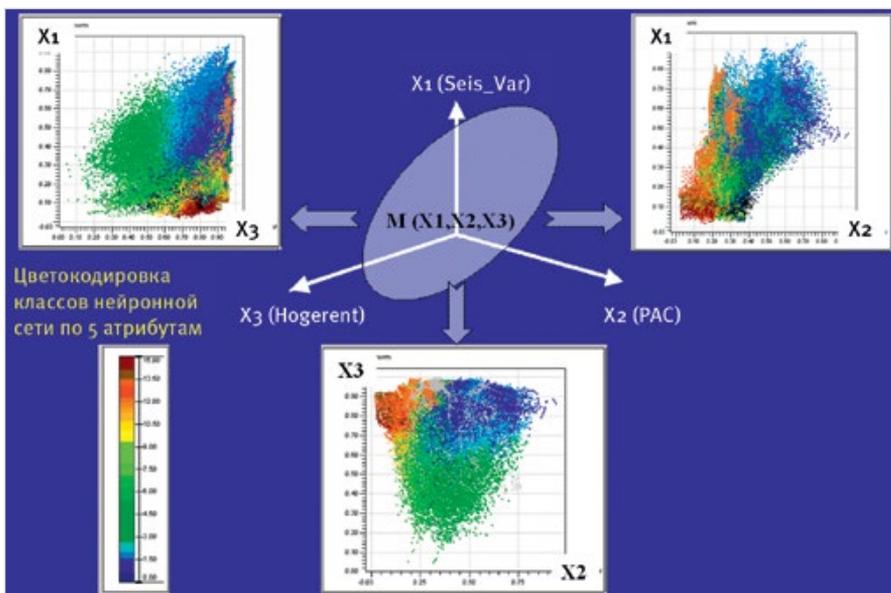


Рис. 3 — Визуализация результатов кластеризации объекта моделирования (продуктивного комплекса P2-T) в трехмерном пространстве сейсмических атрибутов

некое объемное облако точек  $M_i$ . Неформально говоря, нейронные сети в данном случае используются для «аппроксимации» этого облака точек гораздо более меньшим набором точек — нейронами выбранной нейронной сети. «Приписывая» точки из облака к ближайшему нейрону, можно получить разбиение этого облака на кластеры.

Количество выходных классов (число нейронов) подбирается пользователем, исходя из представления о дифференцированности свойств осадочного комплекса по площади. Так, для данного примера экспериментальным путем было выбрано значение 16. В процессе кластеризации определялось оптимальное положение каждого из нейронов в облаке входных данных, при этом статистически оценивалось тяготение к нему ближайших входных точек, в зависимости от задаваемого радиуса. В итоге размеры окрестности (в масштабах входных атрибутов) вокруг каждого нейрона определяют диапазоны свойств соответствующего класса по всем координатным осям (входным атрибутам). Поскольку пятимерное пространство не представляется возможным визуализировать, на рис. 3 проиллюстрированы результаты кластеризации в трехмерном пространстве по трем сейсмическим атрибутам ( $X_1$  — вариации сейсмических амплитуд,  $X_2$  — значения псевдо-акустического куба,  $X_3$  — средне-взвешенные значения по кубу когерентности). Облако множества входных точек спроектировано на координатные плоскости этого трехмерного пространства:  $X_1$ - $X_3$ ,  $X_1$ - $X_2$ ,  $X_2$ - $X_3$ . Цветокодирование данных выполнено по результатам кластеризации, то есть каждому классу соответствует нейрон с собственным порядковым номером, распознаваемым по соответствующей палитре.

Как следует из рис. 3, каждый из выделенных классов имеет собственную конфигурацию в пространстве атрибутов и соответствующие атрибутные характеристики. Результаты кластеризации отображаются с помощью таблицы (рис. 4), автоматически создаваемой пакетом DV-SeisGeo.

В приводимой таблице построчно описаны следующие характеристики классов, выделенных по исследуемому объекту:

- Code — числовой индекс класса (соответствующего нейрона),
- I и J — координаты каждого из нейронов в условном пространстве с осями I и J, которые формируют порядковый номер нейрона, или соответствующего класса (см рис. 3).
- PAC2, HOG2, VAR2, FREQ2, AMP2 — среднестатистические значения сейсмических атрибутов.

Следующий этап работы с картами СОК заключался в обработке скважинных данных по каждому из выделенных классов. Выборка скважинных и сейсмических данных (вне нейронной сети) для задач прогнозирования ФЕС традиционно осуществляется по линейным коэффициентам корреляции исследуемых параметров [2]. Поскольку прогнозируемые физические свойства в реальной геологической среде изменяются одновременно и корреляционные зависимости между ними являются фактически многомерными, коэффициенты

корреляции для парных сопоставлений обычно ниже допустимых. По объекту моделирования наличие тесной связи с песчаностью и нефтенасыщенностью (коэффициент корреляции близок к значению 0.6) отмечается только для атрибутов, рассчитанных по исходному сейсмическому кубу, кубу амплитуд и кубу PAC. На характере остальных регрессионных связей сказывается низкий вклад выбранных параметров ФЕС в итоговое изменение атрибута по площади. Несмотря на низкие значения коэффициента корреляции, следует включать в кластерный анализ атрибуты, рассчитанные по кубам когерентности и мгновенных фазовых значений, поскольку они несут информацию о наличии тектонических нарушений и непрерывности физических свойств пород по площади.

Таким образом, выполняемая нейронными сетями кластеризация констатирует разбиение объекта именно по группе свойств, обеспечивая создание карты распределения классов по площади.

Отсюда вытекают различные варианты распознавания этих классов по результатам статистической обработки имеющихся скважинных данных. В частности, на рис. 5, помимо карты результатов кластеризации (рис. а), показан результат оценки коэффициента нефтенасыщенности по выделенным 16 классам (рис. б). Соответствующие кроссплоты, построенные в условных координатах I и J (порядковых номеров нейронов, или классов), отображают цветокодированные номера этих классов (рис. а) и средневзвешенные по классам значения Кнг (рис. б). Отсутствие значений Кнг по двум классам (индексы 8 и 10) объясняется отсутствием скважинных данных в областях распределения по площади этих классов. Поэтому карта прогноза нефтенасыщенности содержит «дыры» (отсутствие данных) по зонам распространения этих классов. При уменьшении числа классов по выбранному объекту моделирования можно добиться полной охарактеризованности их фильтрационно-емкостными

Code	I	J	PAC2	HOG2	VAR2	FREQ2	AMP2
0	0	0	0.570665	0.835043	0.645002	0.527927	0.624629
1	0	1	0.493046	0.685112	0.509405	0.552712	0.470423
2	0	2	0.420178	0.509828	0.407093	0.536972	0.357276
3	0	3	0.318969	0.444218	0.241895	0.518499	0.226124
4	1	0	0.433376	0.912151	0.547467	0.555150	0.473957
5	1	1	0.395090	0.839289	0.415766	0.526874	0.373455
6	1	2	0.298752	0.698473	0.286063	0.458179	0.277988
7	1	3	0.261964	0.587202	0.164912	0.477359	0.177567
8	2	0	0.316861	0.901457	0.583750	0.428232	0.441964
9	2	1	0.254421	0.834537	0.350877	0.397245	0.311151
10	2	2	0.200670	0.800321	0.166108	0.311201	0.186682
11	2	3	0.238403	0.735559	0.150624	0.434747	0.173248
12	3	0	0.380990	0.911241	0.484372	0.397673	0.437620
13	3	1	0.316540	0.876211	0.349386	0.376851	0.346575
14	3	2	0.249278	0.841044	0.214049	0.394085	0.238952
15	3	3	0.298660	0.792468	0.195654	0.589721	0.218249

Рис. 4 — Результаты кластеризации

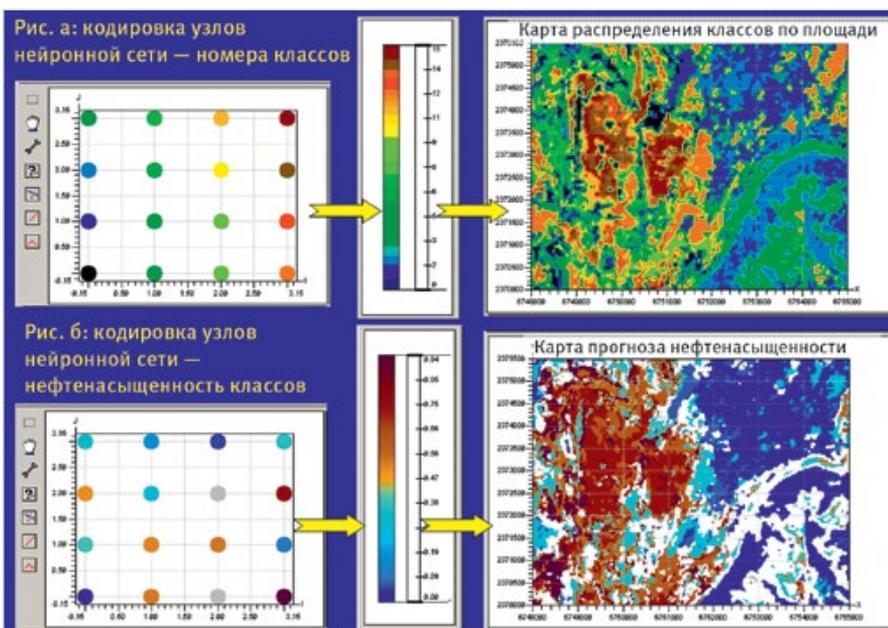


Рис. 5 — Примеры картирования результатов кластеризации и прогнозирования фильтрационно-емкостных свойств по классам:

- а) слева — цветокодированное обозначение индексов классов на кроссплоте СОК, справа — карта распределения классов по площади;
- б) слева — цветокодированное изображение на кроссплоте СОК средневзвешенных значений коэффициента нефтенасыщенности по всем нейронам (классам); справа — результат экстраполяции значений Кнг на зоны распространения выделенных классов по площади)

параметрами, однако при этом ухудшается дифференцированность карты по площади, поскольку скважины отсутствуют, например, в зоне основного тектонического нарушения. Для использования такой карты в качестве тренда в программе выполняется интерполяция, с учетом прослеженных по сейсмическим данным нарушений.

Аналогичным образом, помимо трендовой карты нефтенасыщенности, были рассчитаны карты для прогнозирования песчаности и пористости по объекту моделирования, которые приводятся далее на рис. 6, 7, 8. Эти карты использовались в расчете трехмерных распределений литологии, пористости и нефтенасыщенности. Куб литологии представляет собой объемную конфигурацию зон крупнозернистых и

мелкозернистых песчаных коллекторов. К неколлекторам отнесены, по результатам предварительно выполненной интерпретации данных ГИС, такие литотипы, как глины, аргиллиты, плотные карбонатизированные породы, угли. На рис. 6 на вертикальном слайсе сравниваются результаты простой интерполяции по трехмерной сетке кривой литологии «коллектор-неколлектор» (желтый цвет — значение 1, коллектор; зеленый цвет, значение 0 — неколлектор) с интерполяцией, выполненной с использованием трендовой карты песчаности. Как следует из рисунка, наиболее существенные различия в распределении коллекторов отмечаются на участке площади вдоль зоны тектонического нарушения, где практически отсутствуют скважины.

Результаты прогнозирования пористости коллекторов по объекту моделирования представлены на рис. 7. Как следует из визуализации кубов пористости в пределах основного структурного поднятия, по скважинному профилю влияние тренда наблюдается в изменении конфигурации наиболее высокопористых коллекторов. При этом максимальные значения пористости (ярко-оранжевый цвет палитры) характерны для погруженных участков поднятия. Такое распределение пористости по нижнеюрским континентальным отложениям Западной Сибири отмечается также и по Шаимскому своду в наиболее палеопогруженных частях пластов озерно-болотного генезиса [7].

Наиболее резко картина распределения пористости при использовании тренда, полученного с помощью СОК, меняется на участках площади, не разбуренных скважинами, как, например, на сечении геомодели вертикальным слайсом по линии IV-IV. В результате мелкие локальные поднятия, не фиксируемые по кубам, полученным простой интерполяцией, выделяются значительным увеличением Кп.

Результаты расчета куба нефтенасыщенности с учетом трендовой карты и поверхности водо-нефтяного контакта представлены на рис. 8 по скважинному профилю I – I. На этом рисунке визуализирована также проекция поверхности основного разлома, являющегося наиболее протяженным и наиболее ярко выраженным из серии нарушений, прослеженных по площади. Куб нефтенасыщенности, трендовая карта и кривые Кнг визуализированы с помощью единой палитры (водоносные коллектора — сине-голубая палитра, нефтенасыщенные — желто-коричневая). Для подтверждения достоверности расчетов на рис. 7 приведены данные статистической обработки результатов испытаний по объекту моделирования, в виде круговых секторных диаграмм.

Следует особо отметить наличие мелких нефтенасыщенных участков к востоку от разломной зоны, подтверждаемое и данными ГИС, и результатами опробования пластов, которое объясняется характером тектонического строения региона: западное крыло разломной зоны более крутое и более четко прослеживается по сейсмике, а восточное — это зона дробления, характеризующаяся сильной перемятостью пород и мозаичностью в изменении ФЕС.

Итоговый анализ результатов прогнозирования ФЕС выполнялся далее при подсчете запасов УВ по трехмерной геомодели. Зона максимальной продуктивности исследуемого объекта, выделяемая по карте линейной плотности запасов, приведенной на рис. 9, по своей конфигурации совпадает с картируемой по площади поверхностью наиболее резкого размыва отложенный пермо-триасового комплекса, принимаемого рядом исследователей за возможный источник углеводородов в данном регионе. На сечении сейсмического куба фрагмент поверхности резкого несогласия возможно нефтематеринских пород относительно подошвы юрского комплекса пород отмечен линией желтого

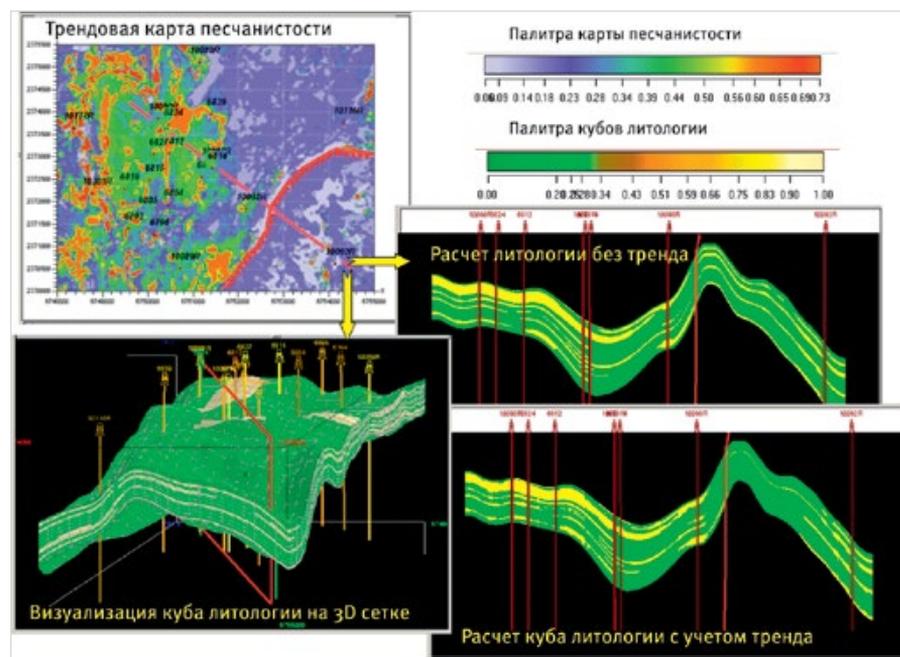


Рис. 6 — Сравнение результатов расчета кубов литологии, полученных простой интерполяцией и с использованием трендовой карты песчаности, рассчитанной по нейронным сетям (в плоскости вертикального сечения, созданного по линии на площади)

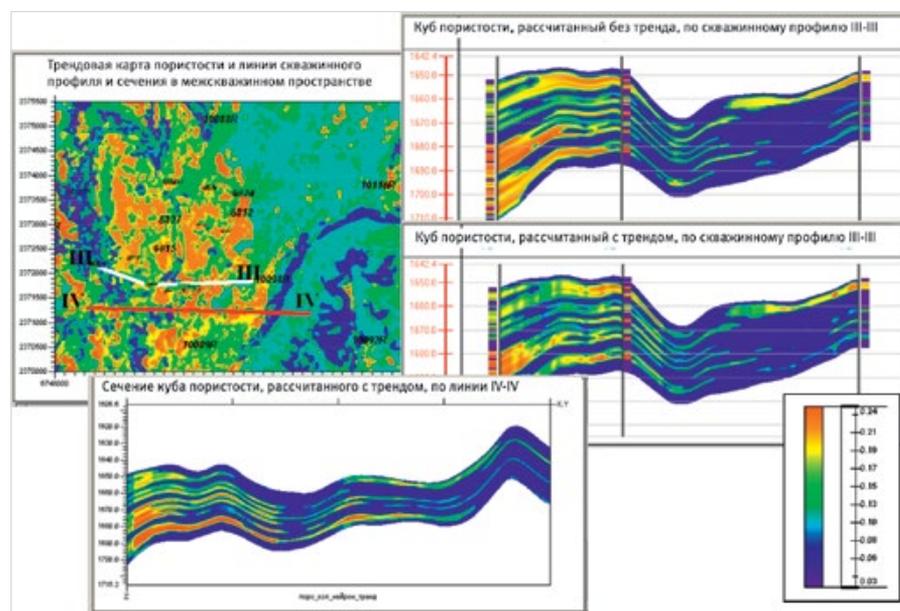


Рис. 7 — Визуализация кубов пористости на скважинном профиле III-III и вертикальном слайсе по линии IV-IV

цвета, структурная карта по поверхности размыва пермо-триасового комплекса хорошо согласуется со структурной картой по подошве продуктивного комплекса P2-T.

### Итоги

Составлена и опробована технологическая схема использования нейронных сетей для прогноза ФЕС терригенных коллекторов в пакете DV-SeisGeo. Предложены принципы выбора сейсмических атрибутов и создания структуры нейронной сети.

### Выводы

Модификация нейронных сетей СОК в пакете DV-SeisGeo может не только эффективно использоваться при прогнозировании

фильтрационно-емкостных свойств терригенных коллекторов на базе трехмерной геологической модели, но также и значительно расширить возможности интерпретатора при уточнении особенностей геологического строения залежей природных УВ.

Полученные результаты подтверждают выводы ряда исследователей о том, что нейронные сети не должны использоваться по принципу «черного ящика», и для получения наиболее достоверных результатов в процессе обучения нейронной сети должны участвовать только те геолого-геофизические параметры, которые функционально связаны с изменением прогнозируемых свойств объекта.

### Список использованной литературы

1. Барышев Л.А. Физическая природа аномалий на Непском своде // Геофизика. 2004. №5.
2. Барышев Л.А., Барышев А.С., Многопараметровая физико-геологическая модель Верхнеконского газоконденсатно-нефтяного месторождения // Геология нефти и газа. 2008. №4.
3. Белянушкина М.С., Логинов Д.В., Лухминский Б.Е. Комплексный алгоритм кластеризации многомерных данных // Геофизика. 2007. №4.
4. Билибин С.И., Перепечкин М.В., Юканова Е.А. Технология построения геологических залежей углеводородов в программном комплексе DV-Geo при недостаточном наборе исходных данных // Геофизика. 2007. № 4. С. 201–206.
5. Гаврилов С.С., Славкин В.С., Френкель С.М. Использование данных сейсморазведки при трехмерном геологическом моделировании // Геология нефти и газа. 2006. №5.
6. Закревский К.Е. Практикум по геологическому 3D моделированию. Москва, 2010
7. Закревский К.Е. Геологическое 3D моделирование. Москва, 2009
8. Кавун М.М., Степанов А.В., Ставинский П.В. Прогнозирование эффективных толщин в межскважинном пространстве: методология, тенденции, оценка результатов // Геофизика. 2008. №4.
9. Кавун М.М., Степанов А.В., Истомин С.Б. Некоторые практические аспекты анализа межфлюидных контактов при геологическом моделировании залежей нефти и газа // Геофизика. 2007. №4.
10. Кашик А.С., Билибин С.Г., Гогоненков Г.Н., Кириллов С.А. Новые технологии при построении цифровых геологических моделей месторождений углеводородов // Технологии ТЭК. 2003. №3.
11. Кашик А.С., Жемжурова З.Н., Кирилов С.А., Чекунова В.А. Прогнозирование продуктивности разреза осадочных отложений программными средствами динамической визуализации и анализа данных. Материалы научно-технической конференции. Тюмень, 2003.
12. Кондратьев О.К. Физические возможности и ограничения разведочных методов нефтяной геофизики // Геофизика. 1997. №3.
13. Федоров А.Л. Программа DV-SeisGeo. <http://www.dvseisgeo.ru> (дата обращения 18.12.2012).
14. Цибулин И.Л. Оценка перспектив нефтепоисковых работ в зоне контакте осадочного чехла и доюрского основания на Нежданной площади // Геофизика. 2004. №6.

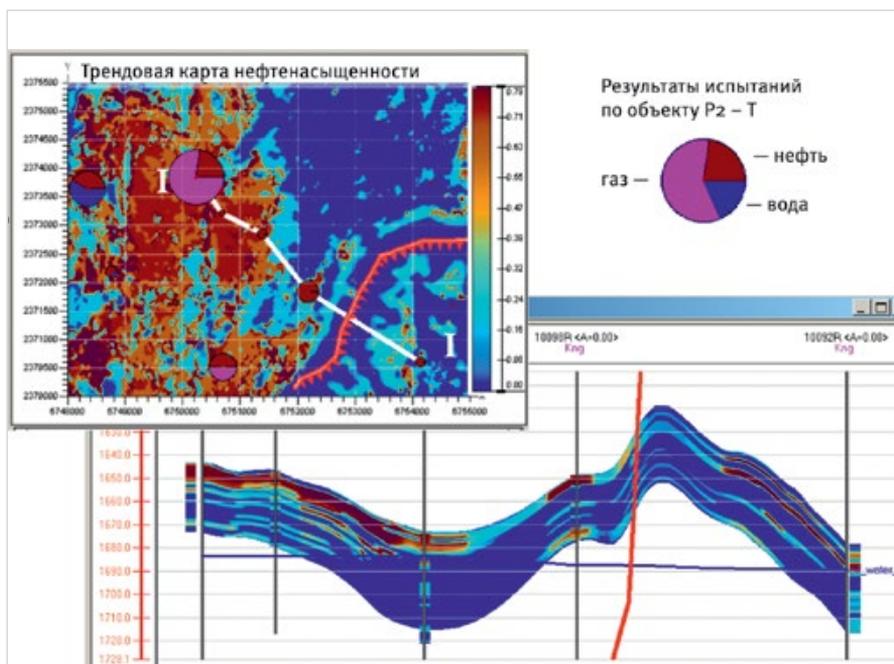


Рис. 8 — Визуализация на скважинном профиле I – I кривой  $K_{ng}$  и куба нефтенасыщенности, рассчитанного с учетом трендовой карты и поверхности ВНК

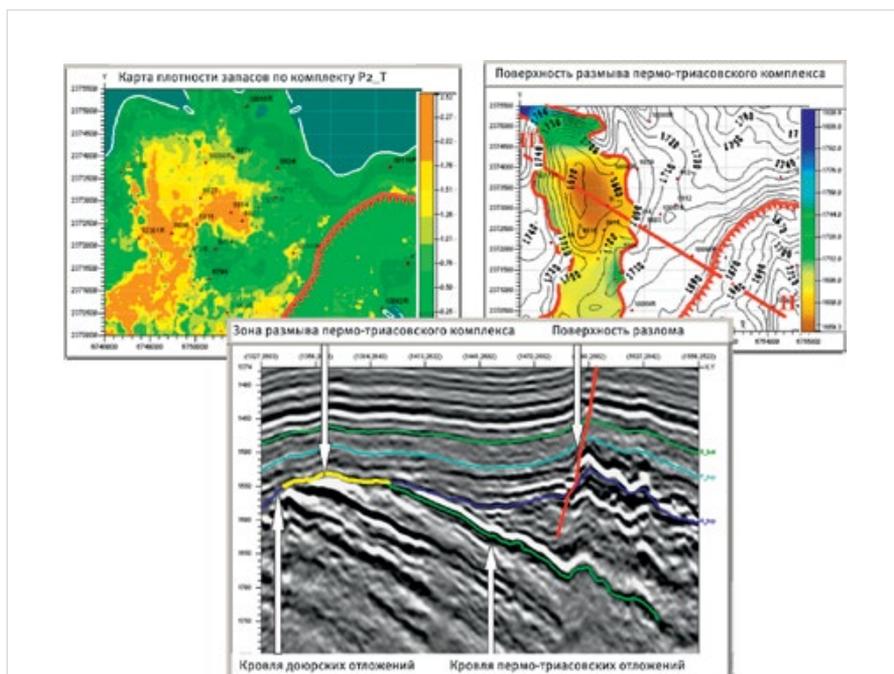


Рис. 9 — Анализ распределения запасов и сейсмический разрез по линии II-II

## Prediction of filtration and capacity reservoir properties of oil fields, by using DV-SeisGeo software system

UDC 550.3

### Authors:

**Zinaida N. Zhemzhurova** — ph.D., chief geophysicist of DV-department<sup>1</sup>; [Dv\\_zhemzhurova@cge.ru](mailto:Dv_zhemzhurova@cge.ru)

**Vera A. Chekunova** — leading geophysicist of DV-department<sup>1</sup>; [Dv\\_checunova@cge.ru](mailto:Dv_checunova@cge.ru)

**Semen L. Tregub** — leading engineer of DV-department<sup>1</sup>; [s\\_tregub@yahoo.com](mailto:s_tregub@yahoo.com)

<sup>1</sup>CGE, Moscow, Russian Federation

### Abstract

The article describes solution of the actual task in geological modeling: prediction of filtration and capacity reservoir properties of oil fields, due to DV-SeisGeo software system. The results were obtained by using seismic and well logging data for oil field of West Siberia. Description of neuron nets is given by illustrative examples of Cohonen modification (self-organizing maps). This material allows to user to create individual

neuron net structure and to use obtained information to select more convenient parameters for processing data and to analyze results.

### Materials and methods

Integrated Interpretation of 3D seismic and well logging data.

### Results

The technological scheme of using neuron nets to predict reservoir properties was created and tested in DV-SeisGeo software. New methods to select seismic attributes were proposed.

### Conclusions

Neuron nets can be used not only for the prediction of reservoir properties of oil fields, but also allow users to determine the structure of oil field. Data obtained confirm the conclusions about necessity to use the parameters, closely connected with predictable properties.

### Keywords

software, cross-section, color-coding, trend map, reserves map, regression dependence, correlation, geological model, neuron nets, seismic attributes

### References

- Baryshev L.A. *Fizicheskaya priroda anomalii na Nepskom svode* [The physical nature of anomalies on the Nepsky arch]. *Geofizika*, 2004, issue 5.
- Baryshev L.A., Baryshev A.S., *Mnogoparametrovaya fiziko-geologicheskaya model' Verkhnechonskogo gazokondensatno-neftyanogo mestorozhdeniya* [Multiparameter physical geological model VC-condensate-oil field]. *Geologiya nefi i gaza*, 2008, issue 4.
- Belyanushkina M.S., Loginov D.V., Lukhminskiy B.E. *Kompleksnyy algoritm klasterizatsii mnogomernykh dannykh* [Complex multi-dimensional data clustering algorithm]. *Geofizika*, 2007, issue 4.
- Bilibin S.I., Perepechkin M.V., Yukanova E.A. *Tekhnologiya postroeniya geologicheskikh zalezhey uglevodorodov v programnom komplekse DV-Geo pri nedostatochnom nabore iskhodnykh dannykh* [Technology of geological deposits of hydrocarbons in the software package DV-Geo with little set of source data]. *Geofizika*, 2007, issue 4, pp. 201–206.
- Gavrilov S.S., Slavkin V.S., Frenkel' S.M. *Ispol'zovanie dannykh seysmorazvedki pri trekhmernom geologicheskoy modelirovaniy* [The use of seismic data in three-dimensional geological modeling]. *Geologiya nefi i gaza*, 2006, issue 5.
- Zakrevskiy K.E. *Praktikum po geologicheskoy 3D modelirovaniyu* [The use of seismic data in three-dimensional geological modeling]. Moscow, 2010.
- Zakrevskiy K.E. *Geologicheskoe 3D modelirovanie* [Geological 3D modeling]. Moscow, 2009.
- Kavun M.M., Stepanov A.V., Stavinskiy P.V., *Prognozirovanie effektivnykh tolshchin v mezhskvazhinnom prostranstve: metodologiya, tendentsii, otsenka rezul'tatov* [Prediction of effective thickness in the interwell space: methodology, trends, evaluation of results]. *Geofizika*, 2008, issue 4.
- Kavun M.M., Stepanov A.V., Istomin S.B. *Nekotorye prakticheskie aspekty analiza mezhflyuidnykh kontaktov pri geologicheskoy modelirovaniy zalezhey nefi i gaza* [Some practical aspects of analyzing fluid contact with the geological models of oil and gas]. *Geofizika*, 2007, issue 4.
- Kashik A.S., Bilibin S.G., Gogonenkov G.N., Kirillov S.A. *Novye tekhnologii pri postroeniye tsifrovyykh geologicheskikh modeley mestorozhdeniy uglevodorodov* [New technologies in the construction of digital geological models of hydrocarbons]. *Tekhnologii TEK*, 2003, issue 3.
- Kashik A.S., Zhemzhurova Z.N., Kirilov S.A., Chekunova V.A. *Prognozirovanie produktivnosti razreza osadochnykh otlozheniy programmnyimi sredstvami dinamicheskoy vizualizatsii i analiza dannykh* [Forecasting productivity cut sediment software dynamic data visualization and analysis. Materials Science and Technology Conference]. *Materialy nauchno-tekhnicheskoy konferentsii. Tyumen'*, 2003.
- Kondrat'ev O.K. *Fizicheskie vozmozhnosti i ogranicheniya razvedochnykh metodov nefyanoy geofiziki* [Physical capabilities and limitations of the methods of exploration petroleum geophysics]. *Geofizika*, 1997, issue 3.
- Fedorov A.L. available at: <http://www.dvseisgeo.ru> (accessed 18 december 2012).
- Tsibulin I.L. *Otsenka perspektiv neftepoiskovykh rabot v zone kontakte osadochnogo chekhla i doyruskogo osnovaniya na Nezhdannoy ploshchadi* [Assessment of the prospects of oil exploration in the area of contact of the sedimentary cover and the pre-Jurassic basement to an unexpected area]. *Geofizika*, 2004, issue 6.