



ВОЗМОЖНОСТИ ИНТЕРПРЕТАЦИИ ГЕОЛОГО-ГЕОФИЗИЧЕСКИХ ДАННЫХ НА ОСНОВЕ ОБУЧАЕМЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Д. О. Гафуров¹, О. М. Гафуров², В. А. Конторович³

¹Красноярский научно-исследовательский институт геологии и минерального сырья, Красноярск, Россия; ²ООО «ИнформГеоСервис», Томск, Россия;

³Институт нефтегазовой геологии и геофизики СО РАН, Новосибирск, Россия

Рассмотрены методические приемы интерпретации данных геофизических исследований скважин и сейсмических материалов Талаканского месторождения аппаратом обучаемых нейронных сетей. Осуществлен прогноз строения и коллекторских свойств осинского горизонта. Комплексирование геолого-геофизических данных выполнено с использованием математического аппарата нейронных сетей, реализованного в интеллектуальной геоинформационной системе «НейроИнформГео», разработанной в ООО «ИнформГеоСервис». Разработка методов прогнозирования геологического разреза, оценки качества коллекторов осинского горизонта и адаптация разработанных методов (Талаканское месторождение) произведена ООО «ИнформГеоСервис» совместно с ЗАО «Красноярскгеофизика». С 2004 по 2016 г. методика применяется в различных нефтегазоносных районах Красноярского края. В 2011 г. получены свидетельства и патент РФ.

Ключевые слова: нейронные сети, комплексирование данных, геофизические исследования скважин, метод сопряженных градиентов Флетчера – Ривса, динамические атрибуты сейсмического волнового поля.

POSSIBILITIES OF GEOLOGICAL-GEOPHYSICAL DATA INTERPRETATION BY TAUGHT NEURAL NETWORKS

D. O. Gafurov¹, O. M. Gafurov², V. A. Kontorovich³

¹Krasnoyarsk Research Institute of Geology and Mineral Resources, Krasnoyarsk, Russia; ²InformGeoServis, Tomsk, Russia; ³Trofimuk Institute of Petroleum Geology and Geophysics SB RAS, Novosibirsk, Russia

The study provides procedures for data interpretation of well log survey and seismic evidence from the Talakanskoye field by the neural network analysis. The Osinsky reservoir properties and structure have been predicted. Geological-geophysical data were integrated by means of the mathematical apparatus of neural networks realised in the NeiroInformGeo intellectual geographic information system developed in the ООО InformGeoServis. The InformGeoServis developed methods of geological section prediction and the Osinsky reservoir quality assessment. The developed methods (the Talakanskoye field) were adapted by the ООО InformGeoServis together with ЗАО Krasnoyarskgeofizika. During a period from 2004 to 2016, the technique was further developed as applied to various petroleum regions of the Krasnoyarsk Territory, and in 2011 the RF patent and certificates were received.

Keywords: neural networks, data integration, well log survey, Fletcher-Reeves conjugate-gradient method, dynamic attributes of seismic wavefield.

DOI 10.20403/2078-0575-2017-3-85-94

Установление зависимости между комплексом геофизических исследований (ГИС) в разведочной скважине и фактическим материалом в виде образцов горной породы (керн), извлеченной из нее в процессе бурения, является сложной и в то же время актуальной задачей геологоразведки. Отбор кернa вдоль ствола скважины в продуктивном интервале охватывает лишь его малую часть, так как трудно извлечь на поверхность не разрушенные образцы кернa, а проходка с отбором кернa в перспективных интервалах геологического разреза вскрываемого скважиной, как правило, невелика.

Стандартная методика интерпретации данных ГИС позволяет оценивать коэффициент общей пористости пород (K_n) и компонентный состав коллектора вдоль ствола скважины посредством решения системы линейных петрофизических уравнений в соответствии с установленной литологической моделью скелета [7]. Такая модель для изучаемого

Талаканского нефтегазоконденсатного месторождения состояла из доломита, глины, соли, известняка и ангидрита. Система уравнений решалась по комплексу методов: нейтронный гамма-каротаж (НГК), плотностной гамма-гамма-каротаж (ГГК), акустический каротаж (АК). При применении стандартной методики для определения K_n и компонентного состава коллектора остальные методы комплекса ГИС являются вспомогательными, т. е. при расчетах в уравнении числовые данные вспомогательного комплекса не используются, а интерпретируются специалистами. На Талаканском месторождении вспомогательными были плотностной гамма-каротаж (ГК), боковой электрический каротаж (БК), микробоковой электрический каротаж (МБК), карвернометрия (ДС).

В целом при подсчете по методике, основанной на построении литологической модели скелета породы по основному комплексу методов ГИС



существенно занижено значение пористости K_n в карбонатном коллекторе, так как не учитываются каверны. При этом тип коллектора продуктивного осинского горизонта характеризуется как сложный каверно-порово-трещинный. Преимущество математического аппарата нейронных сетей, в отличие от стандартной методики, заключается в том, что он позволяет использовать весь комплекс входных данных [6, 9], в нашем случае данных ГИС (включая те методы, для которых линейные зависимости между значениями каротажа и свойствами коллектора отсутствуют либо имеют сложно интерпретируемый нелинейный характер). Использование полного комплекса данных ГИС позволяет осуществить прогноз физических параметров, характеризующих коллектор вдоль ствола скважины, привлекая существенно большее количество материалов, описывающих геологический разрез в скважине [1].

В статье предлагается методика построения геологической модели месторождения, основанная на установлении кондиционных связей (с использованием обучаемых нейронных сетей) между аналитическими исследованиями кернового материала, данными ГИС и динамическими атрибутами сейсмического волнового поля (кern – ГИС – сейсмические атрибуты).

Анализ кернового материала

Аналитические исследования кернового материала и оценка фильтрационно-емкостных свойств (ФЕС) пород осинского горизонта осуществлялись на базе анализа материалов по скважинам, расположенным в разных частях месторождения. Керновый материал на Талаканском месторождении отбирался в относительно небольших объемах, так как здесь скважин с представительным выходом керна (>70 %) в интервале продуктивного осинского горизонта менее 10 %.

По результатам исследований выделено девять литологических типов пород, характеризующихся различными ФЕС (см. таблицу). С учетом результатов аналитических исследований, данных испытания скважин, гидродинамического каротажа (ГДК) и других методов были определены граничные значения для карбонатных коллекторов осинского

горизонта Талаканского месторождения коэффициентов пористости ($K_n > 6\%$) и глинистости ($K_{rn} < 10\%$).

Анализ показал, что ФЕС выделенных литологических типов достаточно хорошо выдержаны по площади. При наличии зависимостей между параметрами каротажных кривых и выделенными литотипами это позволяет осуществлять прогноз коллекторских свойств пород вдоль ствола скважин, в которых нет кернового материала.

Установление зависимости kern – ГИС и прогнозирование литологических типов пород вдоль ствола скважины

Анализ ряда отечественных и зарубежных [11–14] работ, посвященных интерпретации геолого-геофизических данных с помощью обучаемых нейронных сетей, указывает на тенденцию акцентировать внимание на выборе оптимального математического метода обучения нейронной сети при сохранении упрощенной трехслойной архитектуры. В настоящей работе предлагается несколько иной подход.

Основная идея заключается в задании таких граничных условий обучения (критериев), при которых создается динамический механизм адаптации архитектуры нейронной сети в сторону ее усложнения и увеличения количества обучающих примеров. Схема использования этого аппарата приведена на рис. 1.

Полный комплекс ГИС используемый при настройке нейронной сети, состоит из ГК, НГК, ДС, АК, ГГК, БК и микробокового электрического каротажа (МБК), дополнительный – из гидродинамического (ГДК) каротажа и опробования пластов приборами на кабеле (ОПК).

Методика реализации прогноза литологических типов пород и эффективных толщин осинского горизонта по комплексу ГИС, настроенному на интервалах литологических типов пород по керну, включает следующий набор процедур:

- выбор исходной простейшей архитектуры нейронной сети;
- формирование обучающей выборки, представляющей собой сопоставление интервалов литологических типов пород (классов) с дискретными отсчетами показаний, снятых с диаграмм ГИС;

Фильтрационно-емкостные характеристики литологических типов пород осинского горизонта

Литологический состав	Коллекторские свойства, %	Примечание
1. Соль	$K_n < 1$	Не коллектор
2. Глинистые породы	$K_n < 2, K_{rn} > 25$	
3. Доломиты засоленные, известковистые, сульфатные, глинистые	$K_n < 1, K_{rn} = 10-12$	
4. Глинистый доломит, известняки доломитистые	$K_n = 2-6, K_{rn} < 10$	
5–6. Доломит ангидритистый (5 – слабоглинистый, 6 – сильноглинистый)	$K_n < 2, K_{rn} < 10, K_{rn} = 10-12$	
7. Доломит слабоглинисто-битуминозный сульфидизированный	$K_n = 6-10$	Коллектор
8. Доломит органогенный пористый с незначительной примесью терригенного материала, сульфатов и солей	$K_n = 10-15$	
9. Доломит органогенный высокопористый	$K_n = \geq 15$	

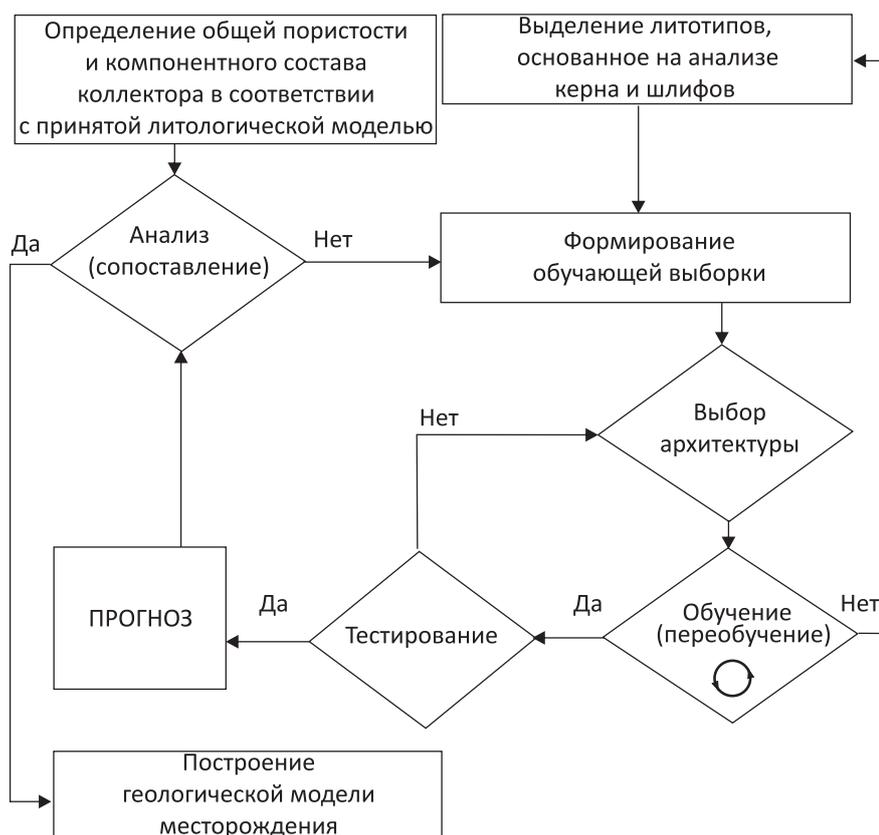


Рис. 1. Схема методики интерпретации данных ГИС обучаемыми нейронными сетями

- выбор граничного значения, определяющего качество прогноза (%);
- обучение нейронной сети по методу сопряженных градиентов (Флетчера – Ривса) и прогнозирование;
- проверка результатов прогноза:
 - на эталонных данных, вошедших в обучающую выборку;
 - на экзаменационных данных, не включенных в обучающую выборку.

При достижении положительного результата задача считается решенной, при отрицательном результате выдается значение максимальной вероятности прогноза, автоматически происходит усложнение архитектуры сети (увеличивается количество слоев и нейронов) и расчет прогнозных параметров повторяется. Процесс не бесконечен: после некоторого количества итераций усложнение архитектуры сети прекращается и в качестве оптимального решения выбирается наилучший результат, полученный в предшествующих итерациях.

На рис. 2 приведены три экзаменационные скважины, обеспеченные полным комплексом ГИС и представительным выходом керна, не вошедшие в обучающую выборку. Показаны результаты выделения литологических типов пород по керну и результат прогноза обученной нейронной сетью литологических типов пород вдоль ствола скважины по комплексу ГИС.

На рис. 3 приведено сопоставление результатов применения стандартной методики интерпретации ГИС и обучаемых нейронных сетей по наи-

более охарактеризованной керновой информацией экзаменационной скважине. Зависимости по продуктивному осинскому горизонту для 160 дискретных отчетов экзаменационной скважины свидетельствуют о более высоком качестве прогноза математическим аппаратом обучаемых нейронных сетей.

Прогнозирование эффективных толщин продуктивного горизонта

Сейсмический материал в период адаптации методики был представлен нерегулярной сетью сейсмических профилей 2D, отработанных на Талаканском месторождении. По результатам комплексной интерпретации аналитических данных, материалов ГИС и сейсмических исследований предполагалось построение карты эффективных толщин проницаемой части осинского горизонта и затем – схемы фациального районирования с целью углубленного понимания геологии месторождения и распространения физических свойств пласта по площади.

Реализация методики в геоинформационной системе «НейроИнформГео» [2–5, 9, 10] выглядит следующим образом:

1. На вход из базы данных вызываются в едином масштабе с общей начальной точкой сетки различных динамических атрибутов N_0 по площади;
2. С целью формирования эталона используются скважины N_s , в которых проведены испытания и выполнен комплекс ГИС, для площадной интерпретации – все скважины на данной площади или

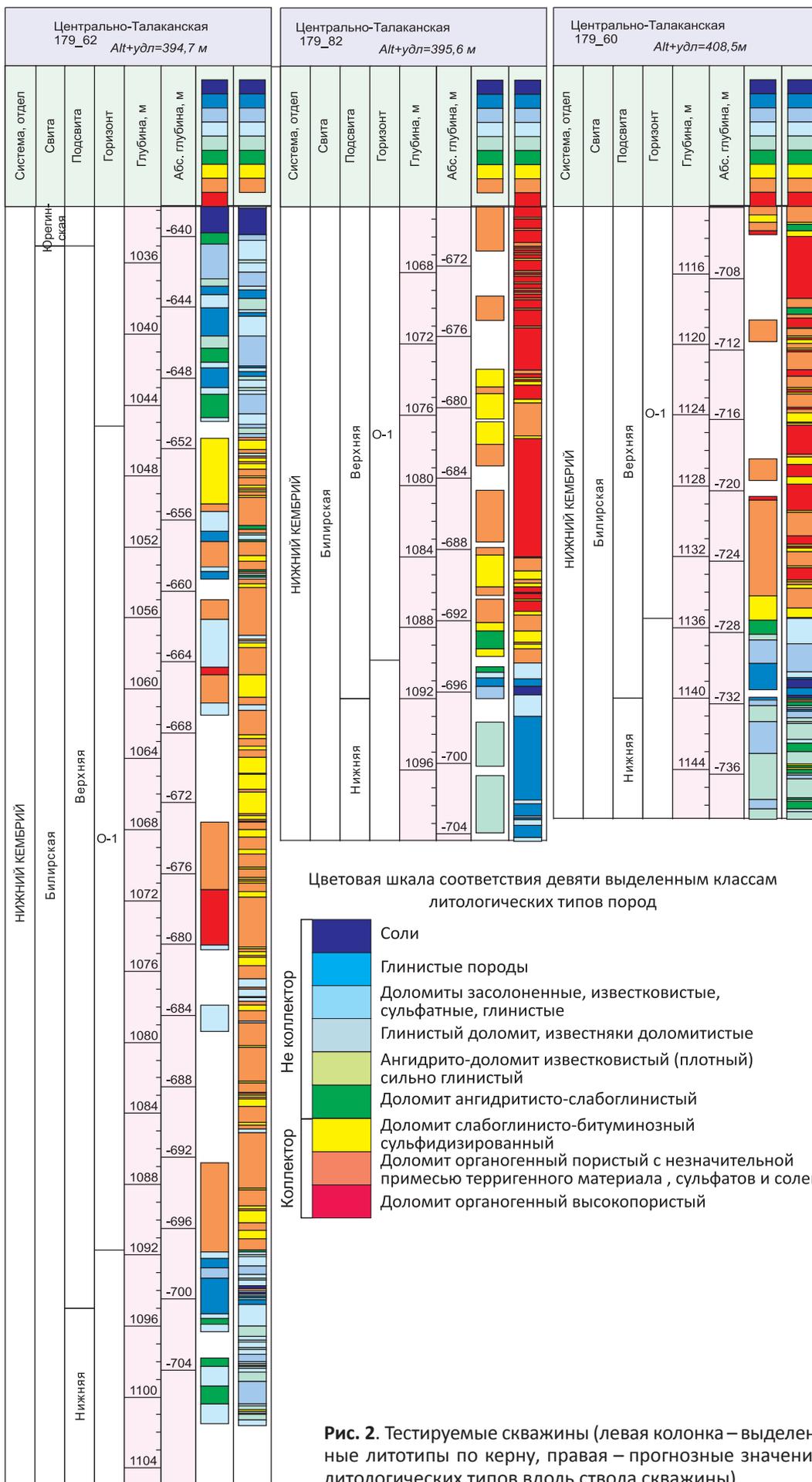


Рис. 2. Тестируемые скважины (левая колонка – выделенные литотипы по керну, правая – прогнозные значения литологических типов вдоль ствола скважины)

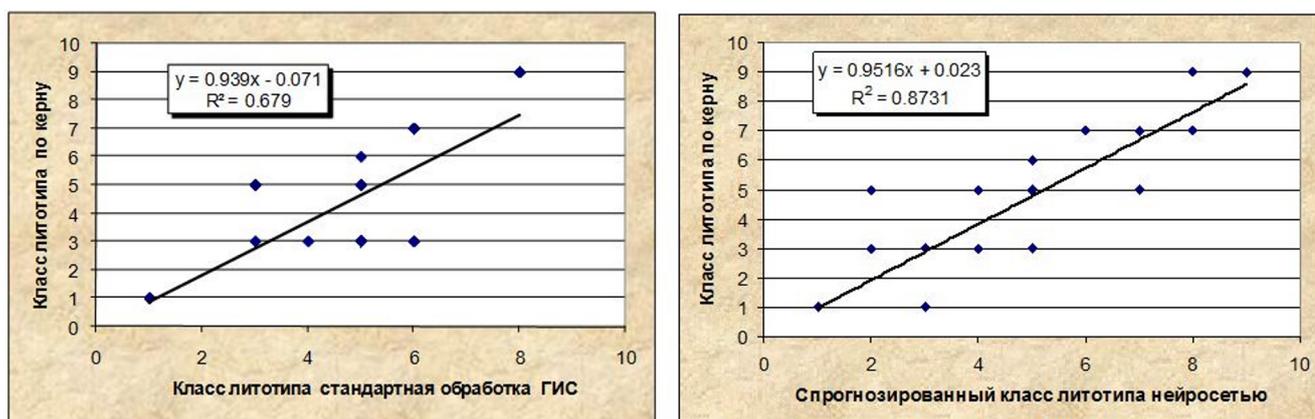


Рис. 3. Сопоставление методик интерпретации данных ГИС

заданные заранее скважины, находящиеся в непосредственной близости от профиля либо в полосе доверительной вероятности. Скважины разбиваются на классы по значению эффективных толщин продуктивного горизонта.

3. Для каждой i -й скважины ($i = 1, \dots, N_s$) на основе геофизических атрибутов рассчитывается множество $D_i\{x, y\}$ из n_i точек, лежащих в круге радиусом R_i с центром в i -й скважине. Выбор радиуса доверительного интервала зависит от геологических условий и параметров околоскважинного пространства. При этом считается, что все точки, попавшие в доверительное пространство возле одной скважины, несут одинаковую информационную нагрузку.

4. Создается эталон в виде вектора с усредненными значениями геофизических параметров и весами, обеспечивающими оценку информативного вклада каждого параметра. Точки внутри круга, используются для оформления образа или классов. Используя множество рассчитанных координат возле скважин $D_i\{x, y\}$, из сеток рассчитанных геофизических параметров формируются векторы с координатами $\{x, y\}$ множества D_i и значениями геофизических параметров. При этом для каждой j -й точки из множества $D_i\{x, y\}$ образуется вектор V_j^i длиной $N_a + 1$, компонентами которого являются значения атрибутов геофизических параметров $V_{j_1}, \dots, V_{j_{N_a}}$ и номер класса k , к которому относится i -я скважина: $V_j^i = V_{j_1}, \dots, V_{j_{N_a}}, k$. Таким образом, выборкой, построенной на множестве точек $D_i\{x, y\}$, которые относятся к i -й скважине, является множество векторов $U_j^i = \{V_1^i, V_2^i, \dots, V_{n_i}^i\}$, а выборку, построенную по всем выбранным скважинам, образует множество

$$U = \bigcup_{i=1}^{N_s} U_i = \{U_1, \dots, U_{N_s}\}.$$

5. Скважины, находящиеся в полосе доверительной вероятности в первой итерации, разбиваются на две группы: одна используется в качестве эталонной выборки, другая случайным образом формирует тестовую выборку для проверки качества

прогноза. Иными словами, множество U разбивается на два подмножества $U_{\text{обуч}}$ и $U_{\text{пров}}$, которые образуют обучающую и проверочную (тестовую) выборки.

6. По методу обучения нейросетей алгоритмом обратного распространения ошибки формируется многослойная нейронная сеть с N_a входами и одним выходным нейроном, принимающим значение выделенного класса k . На множестве $U_{\text{обуч}}$ нейронная сеть обучается. Архитектура сети подбирается эмпирически. Обеспечивается минимальная ошибка обучения.

7. Для каждого из N_a входных параметров определяются показатели значимости χ_{N_a} , характеризующие информативный вклад данного параметра (атрибута) в результаты. Нейронная сеть вычисляет градиент функции оценки по входным сигналам и обучаемым значениям сети. Таким образом, показатель значимости N_a параметра при решении q -го примера определяется по следующей формуле:

$$\chi_{N_a}^q = \left| \frac{\partial H_q}{\partial w_{N_a}} (w_{N_a} - w_{N_a}^*) \right|,$$

где при решении q -го примера показатель значимости показывает, насколько изменится значение функции оценки решения сетью q -го примера, если текущее значение параметра w_{N_a} заменить на ближайшее выделенное значение $w_{N_a}^*$ для параметра N_a . Конечный показатель значимости N_a параметра рассчитывается как общее среднее:

$$\chi_{N_a} = \frac{1}{n} \sum_{q=1}^n \chi_{N_a}^q,$$

где n – число примеров.

Таким образом, вычисленное значение показателя значимости для параметра N_a , по существу, представляет в линейном приближении абсолютную величину изменения функции оценки при удалении из сети входного параметра (сигнала). Неинформативные параметры удаляются из сети, нейронная сеть переобучается.

8. Проверка обучения осуществляется сопоставлением множества спрогнозированных значений классов в тестовых скважинах с множеством



присвоенных значений классов тестовым скважинам множества $U_{\text{пров}}$. На множестве $U_{\text{пров}}$ по несоответствиям ответов сети с известными ответами рассчитывается ошибка обобщения сети. В случае неудовлетворительных результатов обучение повторяют. Методом кросс-валидации множество U снова разбивается на два подмножества $U_{\text{обуч}}$ и $U_{\text{пров}}$, образующие обучающую и проверочную (тестовую) выборки в соотношении 4:5 и 1:5 соответственно. Производится обучение и тестирование с вычислением коэффициента корреляции прогноза с тестовой выборкой. Далее исходная выборка многократно разбивается на обучающую и тестовую выборки всеми возможными способами с сохранением интервалов прогнозируемых классов одновременно с усложнением архитектуры сети. В результате итерационного процесса вычисляется истинная средняя ошибка обобщения нейронной сети. В случае неудовлетворительных результатов принимается решение о перепроверке исходных геолого-геофизических данных, рассматривается возможность прогнозирования другого признака, также характеризующего изучаемую среду.

9. В случае удовлетворительного решения задачи осуществляется прогнозирование. Программа разбивает все многомерное признаковое пространство на классы принадлежности или подобия тому или иному эталону и формирует на выходе либо карту эталонов для площадной интерпретации, либо разрез с выделением комплексов (классов) на временную или глубинную модель.

В результате обучения и тестирования был определен набор сейсмических параметров, позволивший с достаточно высокой степенью надежности осуществить прогноз эффективных толщин и фациальных обстановок формирования осинского резервуара на Талаканской площади.

В качестве примера на рис. 4 приведена карта эффективных толщин осинского горизонта Талаканского месторождения.

Построение литолого-фациальной модели месторождения

В рамках проверки результатов прогноза согласованности эффективных толщин коллектора и результатов исследований ядра с геологическими представлениями об объекте на основе детального литологического расчленения отложений подсвиты геоинформационной системой «НейроИнформГео» построена литолого-фациальная схема Талаканского месторождения (рис. 5). На ней представлены выделенные фациальные условия осадконакопления и их распределение по площади месторождения (латерали) и по разрезу верхнебилирской подсвиты.

В зависимости от глубины и гидродинамики бассейна седиментации на Талаканской площади уверенно выделяются: 1) органогенные постройки (биостромы), с которыми связана основная продуктивность месторождения; 2) отложения лагун;

3) отложения палеосклона; 4) отложения открытого моря.

По литологическому составу и прогнозу литотипов в разрезе органогенных пород выделяются участки, сложенные: а) преимущественно органогенными доломитами (однородный разрез); б) органогенными доломитами с послойной примесью глинистого и глинисто-битуминозного материала; в) органогенными доломитами с примесью глинисто-битуминозного материала с незначительным послойной эпигенетической сульфатизацией, засолением и известкованием пород.

Разрез, представленный преимущественно органогенными доломитами, вскрыт основной частью скважин Центрального блока. Органогенные доломиты представляют центральную зону биостромов. Доломиты периферийной зоны биостромов характеризуются наличием и степенью вторичных преобразований органогенных пород. Выделенные литофации органогенной постройки отвечают преимущественно 9-му и 8-му, в меньшей степени 7-му классам. Непроницаемые отложения соответствуют глинистым породам, сульфидизированным и засоленным доломитам.

В пределах органогенной банки главным образом за биостромом выделяются практически изолированные участки, где осадконакопление происходило в засоленных лагунах с отсутствующей или с незначительной циркуляцией вод. Отличаются они степенью обмеления, стадией эвапоритового процесса и наличием водообмена в бассейне седиментации. Общий признак лагунных фаций – появление прослоев ангидрита и солей среди органогенных доломитов. Здесь же встречаются прослои известняков. В общем лагунные фации разделены на изолированные с практически отсутствующей циркуляцией вод, застойные зоны; со слабой циркуляцией вод (зоны слабого водообмена); со средней циркуляцией вод.

В изолированных лагунах до 60% литофаций занимают непроницаемые породы, представленные ангидритами и известняками. Органогенные породы сульфидизированы и незначительно засолены, это главным образом коллектор 7-го класса. В лагунах со слабой циркуляцией вод отмечается начальная стадия эвапоритового процесса. Почти все литофации (90%) такого типа лагун занимают сульфидизированные и засоленные органогенные доломиты, содержащие тонкие прослои известняков, т. е. коллекторы 7-го и реже 8-го классов (53 и 37% соответственно). К лагунам со средней циркуляцией вод относятся циклически слоистые литофации, которые выделяются преимущественно в северной части месторождения, отличаясь от предыдущих достаточно дифференцированным разрезом.

Отложения палеосклона имеют тыловую и передовую зоны. Передовая зона склона окаймляет бассейн с низкой, возможно, со средней энергией волн. Склон пологий, и на нем в тыловой части мог-

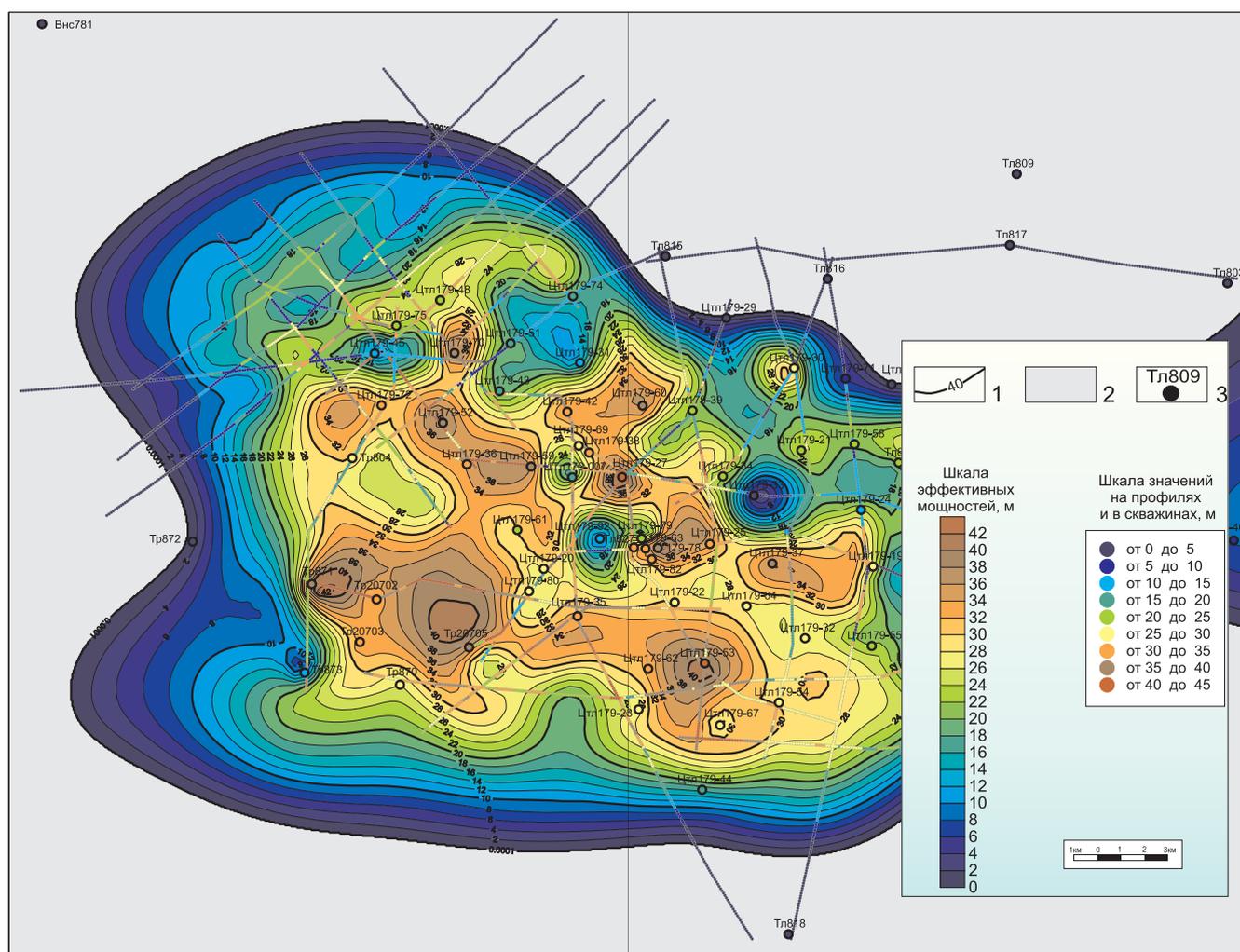


Рис. 4. Прогнозная карта эффективных толщин коллектора осинского горизонта
1 – изолинии эффективной мощности пласта О-1; 2 – зона отсутствия коллектора; 3 – скважины

ли расти холмообразные постройки. Среди переслаивающихся толщ глинистых доломитов, доломитов и известняков встречаются прослои органогенных доломитов (до 50%), представлены преимущественно коллекторами 7-го и 8-го классов. Передовая зона склона сложена переслаивающей толщей известковых доломитов, известняков доломитизированных, в которых встречаются реликтивно-органогенные текстуры. Известняки такого типа составляют до 30% литофаций передового склона. Коллекторы низкопористые 7-го класса.

Фации открытого моря представлены переслаивающимися толщами известняков, доломитов и их переходных разновидностей. Известняки в разрезе преобладают. Порода практически непроницаема и как коллектор не представляет интереса. При обработке комплекса ГИС системой «НейроИнформГео» породы отнесены к 3-му и 4-му классам.

В общем комплексный анализ геолого-геофизических материалов показал, что коллекторские свойства осинского горизонта на Талаканской площади существенно зависят от палеогеографии бассейна седиментации, что полностью согласуется с геологическими представлениями об объекте:

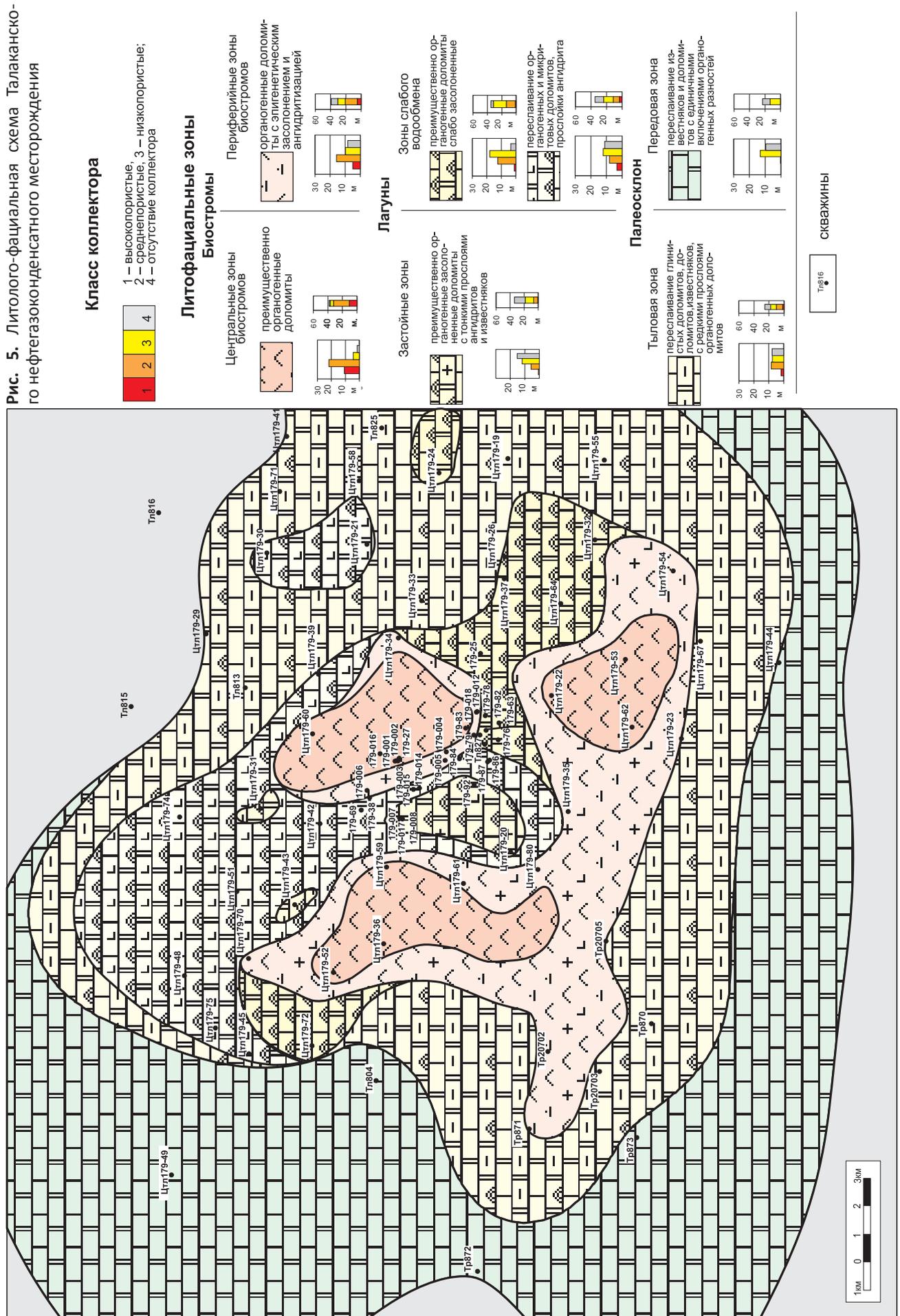
– зоны наилучших коллекторов осинского горизонта связаны с органогенными доломитами, формировавшимися в центральной и периферийной частях органогенной постройки;

– промежуточными эффективными толщами характеризуются преимущественно органогенные засоленные доломиты, образовавшиеся в условиях лагун со слабым водообменом.

Выводы

Одна из наиболее важных и сложных задач, которая стоит перед геологами и геофизиками, выполняющими исследования на Сибирской платформе, сводится к прогнозу качества коллекторов карбонатных горизонтов венда и кембрия, в которых сконцентрированы значительные скопления нефти и газа. Учитывая, что в процессе бурения, как правило, отбирается небольшой объем керна, эта проблема имеется как на стадии анализа материалов ГИС (для построения литолого-петрофизических разрезов скважин), так и при прогнозе площадного распространения коллектора, который может осуществляться только по данным наземных геофизических наблюдений.

Рис. 5. Литолого-фациальная схема Талаканско-го нефтегазоконденсатного месторождения





Кондиционное восстановление литолого-петрофизических разрезов скважин по материалам ГИС определяет успешность выбора интервалов испытаний, а надежный прогноз распространения коллекторов по площади может служить основой для выбора местоположения проектных скважин и построения объемной модели залежи.

Выполненные исследования показали, что использование аппарата нейронных сетей при комплексировании аналитических данных, материалов ГИС и сейсморазведки позволяет с достаточно высокой степенью надежности решать задачи прогнозирования геологического разреза и оценки качества коллекторов как в разрезе скважин, так и по площади. Разработанные методические приемы с учетом некоторой калибровки могут быть использованы на этапах разведки и доразведки нефтегазовых залежей в карбонатных горизонтах уже открытых месторождений, а также (с учетом статистических данных) – на поисковом этапе на территориях, слабо изученных бурением [10].

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Гафуров О. М., Гафуров Д. О., Гафуров А. О.** База данных блока автоматизированного формирования эталонов в интеллектуальной геоинформационной системе «НейроИнформГео»: Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 201162031 (23.05.2011).

2. **Гафуров О. М., Меркулов В. П.** Геоинформационная система «ИнформГео»: функциональное наполнение и нейроинформационные технологии // Материалы региональной конференции геологов Сибири, Дальнего Востока и Северо-Востока России. Т. 2. – Томск, 2000. – С. 286–288.

3. **Гафуров Д. О.** Опыт обработки и интерпретации данных геофизических исследований скважин (ГИС) интеллектуальной геоинформационной системой «ИнформГео», на примере Талаканского нефтегазоконденсатного месторождения // Нейроинформатика и ее приложения: матер. XII Всерос. семинара. – Красноярск: ИВМ СО РАН, 2004. – С. 45–48.

4. **Гафуров О. М., Гафуров Д. О., Гафуров А. О.** Программа обработки сейсмоакустических и геофизических данных в формате сеток .dat на основе обучаемых нейронных сетей для формирования эталонов и расчета паттернов: свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2011613919 (19.05.2011).

5. **Гафуров Д. О., Гафуров О. М., Конторович В. А.** Интерпретация данных геофизических исследований Талаканского нефтегазоконденсатного месторождения обучаемыми нейронными сетями, прогноз строения осинского горизонта // Технологии сейсморазведки. – 2014. – № 4. – С. 85–92.

6. **Маккалох Дж., Питтс У.** Логические исчисления идей, относящихся к нервной деятельности // Автоматы. – М.: ИЛ, 1956. – С. 362–284.

7. **Методические** рекомендации по подсчету геологических запасов нефти и газа объемным методом / под ред. В. И. Петерсилье и др. – М.: Тверь: ГЕРС, ВНИГНИ, НПЦ «Тверьгеофизика», 2003. – 258 с.

8. **Методы** нейроинформатики / под ред. А. Н. Горбаня. – Красноярск: КГТУ, 1998. – 232 с.

9. **Результаты** комплексной интерпретации атрибутов сейсмического волнового поля на примере месторождений Восточной Сибири / В. А. Поздняков, А. А. Конторович, О. М. Гафуров и др. // Материалы науч.-практ. конф. «Комплексирование геолого-геофизических методов при обосновании нефтегазопроисловых объектов на Сибирской платформе, в Восточной Сибири и Республике Саха (Якутия)». – Новосибирск: СНИИГГиМС, 2009. – С. 142–146.

10. **Способ** определения мест заложения эксплуатационных скважин при разработке месторождений углеводородов / О. М. Гафуров, Д. О. Гафуров, М. В. Панков и др.: патент 2477499 Российская Федерация, МПК G01V1/00 (2006.01), G01V11/00 (2006.01). Заявитель и патентообладатель ООО «РН-КрасноярскНИПИнефть». № 2011125437/28; заяв. 20.06.2011; опубл. 10.03.2013. Бюл. № 7. – 12 с.

11. **Agbon I. S., Araque J. C.** Predicting oil and gas spot prices using chaos time series analysis and fuzzy neural network model // SPE82014. – 2003. – Apr.92. – Available at: <https://www.onepetro.org/conference-paper/SPE-82014-MS>.

12. **Deng Yu., Chen Q., Wang J.** The artificial neural network method of well-test interpretation model identification and parameter estimation // SPE64652. – 2000. – Nov. – Available at: <https://www.onepetro.org/conference-paper/SPE-64652-MS>.

13. **Du Y., Weiss W. W., Xu J., Li D.** Obtain an optimum artificial neural network model for reservoir studies // SPE84445. – 2003. – Oct. – Available at: <https://www.onepetro.org/conference-paper/SPE-84445-MS>.

14. **Mohaghegh, S., Arefi, R., Ameri, S. A.** Methodological approach for reservoir heterogeneity characterization using artificial neural networks // SPE28394. – 1994. – September 25–28. Available at: <https://www.onepetro.org/conference-paper/SPE-28394-MS>.

REFERENCES

1. Gafurov O. M., Gafurov D. O., Gafurov A. O. *Baza dannykh bloka avtomatizirovannogo formirovaniya etalonov v intellektual'noy geoinformatsionnoy sisteme "NeuroInformGeo"* [The database of the unit of automated formation of standards in the Neuroinformgeo intellectual geographic information system] Certificate of database registration, no. 201162031, 2011. (In Russ.).

2. Gafurov O. M., Merkulov V. P. [Informgeo geographic information system: functionality and neuro-information technologies]. *Materialy regional'noy konferentsii geologov Sibiri, Dal'nego Vostoka i severo-vostoka Rossii* [Proc. Regional Conference of Geologists from Siberia, the Far East and north-eastern Russia]. Tomsk, 2000, pp. 286–288. (In Russ.).



3. Gafurov D. O. [Experience on data processing and interpretation of well log survey (WLS) by the Informgeo intellectual geographic information system in terms of the Talakanskoye oil-gas condensate field]. *Neuroinformatika i ee prilozheniya: Materialy XII Vse-ros. seminara* [Proc. XII All-Russ. Seminar "Neuroinformatics and its applications"]. Krasnoyarsk, IVM SB RAS Publ., 2004, pp. 45–48. (In Russ.).
4. Gafurov O. M., Gafurov D. O., Gafurov A. O. *Programma obrabotki seismoakusticheskikh i geofizicheskikh dannykh v formate setok.dat na osnove obuchaemykh neyronnykh setey dlya formirovaniya etalonov i rascheta patternov* [The program of processing of seismoacoustic and geophysical data in a.dat grid format on the basis of trained neural networks for formation of standards and calculation of patterns (Yakutia)]. Certificate on the registration of the computer program, no. 2011613919, (19.05.2011). (In Russ.).
5. Gafurov D. O., Gafurov O. M., Kontorovich V. A. [Interpretation of geophysical evidence from the Talakanskoye oil-gas condensate field by the trained neural networks, the forecast of the Osinsky horizon structure]. *Tekhnologiya seysmorazvedki – Seismic prospecting technology*, 2014, no. 4, pp. 85–92. (In Russ.).
6. McCulloch W., Pitts U. *Logicheskie ischisleniya idey, otnosyashchikhsya k nervnoy deyatel'nosti* [A logical calculus of the idea of imminent in nervous activity]. *Avtomaty – Automatic machines*. Moscow, IL Publ., 1956, pp. 362–384. (In Russ.).
7. Petersilye V. I. et al., ed. *Metodicheskie rekomendatsii po podschetu geologicheskikh zasapov nefi i gaza ob»emnym metodom* [Recommended practice to calculate geological reserves of oil and gas by a volume method]. Moscow, Tver: GERS, VNIGNI, NPTs "Tver'geofizika" Publ., 2003. 258 p. (In Russ.).
8. Gorban A. N., ed. *Metody neuroinformatiki* [Methods of neuroinformatics]. Krasnoyarsk, KG TU Publ., 1998. 232 p. (In Russ.).
9. Pozdnyakov V. A., Kontorovich A. A., Gafurov O. M., et al. [Results of complex interpretation of the seismic wave field attributes by the example of fields in East Siberia]. *Materialy nauch.-prakt. konf. "Kompleksirovanie geologo-geofizicheskikh metodov pri obosnovanii neftegazoposkovykh ob"ektov na Sibirskoy platforme, v Vostochnoy Sibiri i Respubliki Sakha (Yakutiya)"* [Proc. Sci.-Prac. Conf. "Integration of geological-geophysical methods in substantiating oil and gas targets on the Siberian platform, in East Siberia and the Republic of Sakha (Yakutia)"]. Novosibirsk, SNIIGiMS Publ., 2009, pp. 142–146. (In Russ.).
10. Gafurov O. M., Gafurov D. O., Pankov M. V., et al. *Sposob opredeleniya mest zalozheniya ekspluatatsionnykh skvazhin pri razrabotke mestorozhdeniy uglivodorodov* [The way to locate production wells in developing hydrocarbon fields]. Patent RF, no. 2477499, MPK G01V1/00 (2006.01), G01V11/00 (2006.01); claimer and patent holder OOO RN-KrasnoyarskNIPneft. – no. 2011125437/28; claim 20.06.2011; published 10.03.2013, Bull., no.7, p. 12. (In Russ.).
11. Agbon I. S., Araque J. C. Predicting oil and gas spot prices using chaos time series analysis and fuzzy neural network model. *SPE82014*, 2003, Apr.92. Available at: <https://www.onepetro.org/conference-paper/SPE-82014-MS>.
12. Deng Yu., Chen Q., Wang J. The artificial neural network method of well-test interpretation model identification and parameter estimation. *SPE64652*, 2000, Nov. Available at: <https://www.onepetro.org/conference-paper/SPE-64652-MS>.
13. Du Y., Weiss W. W., Xu J., Li D. Obtain an optimum artificial neural network model for reservoir studies. *SPE84445*, 2003, Oct. Available at: <https://www.onepetro.org/conference-paper/SPE-84445-MS>.
14. Mohaghegh, S., Arefi, R., Ameri, S. A. Methodological approach for reservoir heterogeneity characterization using artificial neural networks. *SPE28394*, 1994, September 25–28. Available at: <https://www.onepetro.org/conference-paper/SPE-28394-MS>.

© Д. О. Гафуров, О. М. Гафуров, В. А. Конторович, 2017