

На правах рукописи



ГАФУРОВ Денис Олегович

**МЕТОДИКА КОМПЛЕКСНОЙ ИНТЕРПРЕТАЦИИ
ГЕОЛОГО-ГЕОФИЗИЧЕСКИХ ДАННЫХ ОБУЧАЕМЫМИ
НЕЙРОННЫМИ СЕТЯМИ НА ПРИМЕРЕ ТАЛАКАНСКОГО
НЕФТЕГАЗОКОНДЕНСАТНОГО МЕСТОРОЖДЕНИЯ**

Специальность 25.00.16 – «Горнопромышленная и нефтегазопромысловая геология, геофизика, маркшейдерское дело и геометрия недр»

Автореферат
диссертации на соискание ученой степени
кандидата геолого-минералогических наук

Томск – 2013

Работа выполнена в Федеральном Государственном бюджетном образовательном учреждении высшего профессионального образования «Национальный исследовательский Томский политехнический университет»

Научный руководитель: кандидат геолого-минералогических наук, доцент
Ежова Александра Викторовна

Официальные оппоненты: **Сергеев Виктор Леонидович**, доктор технических наук, профессор, ФГБОУ ВПО «Национальный исследовательский Томский политехнический университет», профессор кафедры геологии и разработки нефтяных месторождений.

Парначев Сергей Валерьевич кандидат геолого-минералогических наук, начальник департамента лабораторных исследований ОАО «ТомскНИПИнефть»

Ведущая организация: Ведущая организация Федеральное государственное унитарное предприятие «Сибирский научно-исследовательский институт геологии, геофизики и минерального сырья» (СНИИГГиМС)

Защита состоится «22» мая 2013г. в 14-00 часов на заседании диссертационного совета Д 212.269.12 при ФГБОУ ВПО «Национальный исследовательский Томский политехнический университет» (634050, г. Томск, пр. Ленина, 30) по адресу: пр. Ленина, 2а, строение 5, корпус 20, ауд. 504.

С диссертацией можно ознакомиться в научно-технической библиотеке ФГБОУ ВПО «Национальный исследовательский Томский политехнический университет» по адресу: 634034, г. Томск, ул. Белинского, 55

Автореферат разослан «18» апреля 2012 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета Д 212.269.12,
доктор геол.-мин. наук, профессор



А.А. Поцелуев

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность работы

По оценкам специалистов Международного института энергетической политики и дипломатии (МГИМО МИД РФ) и ведущих мировых экспертов, мировое энергопотребление в период до 2025 года увеличится не менее чем на 58%. Наиболее важным первичным энергоносителем в мире в этот период будет оставаться нефть. Возникает необходимость более бережного отношения к не возобновляемым ресурсам планеты, что выражено, прежде всего, в пополнении запасов и на настоящее время эффективной эксплуатации существующих месторождений, обеспеченной качественной интерпретацией нового и переинтерпретации старого геологоразведочного материала.

Одновременно с возрастающей сложностью интерпретации геолого-геофизической информации, связанной с увеличивающимися объемами массивов данных и наличием нелинейных зависимостей между атрибутами геофизических полей, стремительно развиваются современные методы интеллектуального анализа данных, в частности, такие как математический аппарат нейронных сетей.

Вопросам анализа данных обучаемыми нейронными сетями посвящены работы Горбаня А.Н., Дунина-Барковского В.Л., Терехова С.А., Россиева Д.А., Миркеса Е.М., Гилева С.Е., Царегородцева В.Г., и др., применительно к разведке углеводородов, работы Гафурова О.М., Гафурова Д.О., Конторовича А.А., Гафурова А.О., Паклина Н.Б., Швыдкина Э.К. и др. Развитие технологий интеллектуального анализа геолого-геофизических данных привел к созданию собственного инструментария – интеллектуальной геоинформационной системы «НейроИнформГео», базирующейся на интерактивной геоинформационной системе «ИнформГео», разработанной Гафуровым О.М. и успешно внедренной в 90-х годах в более чем 15 производственных организаций нефтегазовой отрасли СССР, и позволил создать в ней блок интеллектуального анализа данных.

Повышение достоверности интерпретации геолого-геофизических данных с целью прогнозирования геолого-промысловых параметров и пространственного распространения продуктивного пласта позволяет уточнять запасы углеводородов и свойства пласта до ввода, и в процессе разработки, что обеспечивает более эффективную и бережную эксплуатацию существующих месторождений и определяет актуальность представленной диссертационной работы.

Целью данной работы является создание методических подходов интерпретации данных геофизических исследований скважин и комплекса атрибутов сейсмического волнового поля на основе математического аппарата обучаемых нейронных сетей на примере Талаканского нефтегазоконденсатного месторождения.

Задачи: 1. Разработать методику интерпретации данных геофизических исследований скважин (ГИС), позволяющую определять литологические границы коллекторов вдоль ствола скважины. 2. Спрогнозировать литологические границы коллекторов для скважин Талаканского нефтегазоконденсатного месторождения. 3. Разработать методику комплексной интерпретации атрибутов геохимических, геофизических полей и сейсмического волнового поля с применением нейроинформационных технологий, реализованных в геоинформационной системе «НейроИнформГео». 4. Осуществить прогнозирование эффективных толщин осинского горизонта в межскважинном пространстве Талаканского нефтегазоконденсатного месторождения с построением литологической модели.

Научная новизна: 1. Впервые показана возможность прямого прогнозирования литологических типов пород карбонатного коллектора осинского горизонта вдоль ствола скважины комплексом методов ГИС (ГК, НГК, ДС, АК, ГГКП, МБК, БК) на основе накопления и использования экспертных заключений при прогнозе и интерпретации в

виде паттернов, обученных нейронных сетей на выделенных интерпретатором эталонах. Разработаны методические подходы, позволяющие восстанавливать литологические типы пород вдоль ствола скважины на основе комплексной интерпретации данных ГИС обучаемыми нейронными сетями. 2. Разработаны методические подходы, позволяющие осуществлять прогнозирование геолого-промысловых параметров в межскважинном пространстве на основе комплексной интерпретации атрибутов сейсмического волнового поля обучаемыми нейронными сетями. Выделены инвариантные атрибуты сейсмического волнового поля, характеризующие эффективные толщины карбонатного коллектора осинского горизонта в пределах Талаканского нефтегазоконденсатного месторождения. 3. На основе предложенного методического подхода уточнена литоло-фациальная модель месторождения, позволяющая в свою очередь уточнить оценку запасов и перспективы нефтегазоносности.

Достоверность полученных научных результатов.

Достоверность полученных научных результатов, выводов и рекомендаций диссертационной работы подтверждена результатами экспериментальных исследований и камеральной обработки геолого-геофизических данных ряда месторождений Восточной Сибири, что отражено протоколом «Заседания Научно-Технического Совета (Секция «Геология, Геофизика и Разработка месторождений») ООО «РН-КрасноярскНИПИнефть», протокол №3 от 3 февраля 2011 г. Выписка из протокола совета: Авторская методика повсеместно применяется для прогноза промысловых и геологических параметров на данных по месторождениям и ЛУ (лицензионных участках), задействованных в проектах ООО «РН-КрасноярскНИПИнефть». Существенное увеличение достоверности, экономический эффект выражен в сокращении количества непродуктивных скважин.

Практическая значимость работы. На основе нейроинформационных технологий реализованных в геоинформационной системе «НейроИнформГео» разработаны методические подходы интерпретации данных ГИС для выделения литологических типов пород в карбонатных отложениях венда и кембрия Сибирской платформы и комплекса атрибутов сейсмического волнового поля для осуществления прогноза геолого-промысловых параметров в межскважинном пространстве. Методика интерпретации данных ГИС позволила восстановить литологические типы пород в интервале продуктивного осинского горизонта для скважин Талаканского нефтегазоконденсатного месторождения. Данная методика позволяет уточнять результаты стандартного комплекса интерпретации данных ГИС, на этапе интерпретации выявлять и исправлять возможные ошибки, расширять набор входных данных комплексной интерпретации для уточнения прогноза литологических типов в скважинах, где отсутствует какой либо из методов ГИС, необходимый при определении общей пористости посредством решения системы линейных петрофизических уравнений. Методика интерпретации комплекса атрибутов сейсмического волнового поля позволяет осуществлять прогнозирование геолого-промысловых параметров с определением значимости используемых атрибутов. По осинскому горизонту Талаканского нефтегазоконденсатного месторождения осуществлен прогноз эффективных толщин по площади и построена литологическая модель месторождения.

Защищаемые положения:

1. Созданная методика геологической интерпретации данных ГИС с применением обучаемых нейронных сетей позволяет прогнозировать литологические границы коллектора в разрезе скважин.

2. Разработанная методика интерпретации комплекса атрибутов сейсмического волнового поля с применением обучаемых нейронных сетей, позволяет прогнозировать наиболее вероятные границы площадного распространения продуктивного пласта и его геолого-промысловые параметры.

3. Построенная литолого-фациальная схема Талаканского нефтегазоконденсатного месторождения, позволяет уточнить перспективы нефтегазоносности этого месторождения.

Фактический материал, личный вклад, методы исследования. Автором лично разработан методический подход к интерпретации данных ГИС для выделения литологических типов пород в карбонатных отложениях венда и кембрия Сибирской платформы на основе нейроинформационных технологий, реализованных в геоинформационной системе «НейроИнформГео» и стандартного комплекса интерпретации данных ГИС. Всего данной методикой проинтерпретировано 63 скважины, из них 24 скважины имели полный комплекс ГИС. Автором совместно с Гафуровым О.М. и Конторовичем А.А. разработан методический подход площадной комплексной интерпретации атрибутов сейсмического волнового поля по отслеженному горизонту с построением прогнозных карт эффективных толщин коллектора. Лично автором данная методика доработана и адаптирована применительно к Талаканскому месторождению, проведена, данным методическим подходом, комплексная интерпретация на Талаканском нефтегазоконденсатном месторождении, а также более чем на десятке месторождений и лицензионных участков в пределах Сибирской платформы в рамках подсчетов запасов и выявлении перспективных объектов. Автор являлся ответственным исполнителем двух производственных отчетов по применению и оценке разработанных методических подходов на месторождениях и лицензионных участках компании «НК «Роснефть».

Объем и структура диссертации. Диссертация состоит из введения, 4 глав, заключения, списка литературы и приложений общим объемом 148 страниц. Диссертация иллюстрируется 31 рисунком и 8 таблицами. Список литературы включает в себя 67 наименований.

Апробация работы и публикации. Работа легла в основу создания объектов интеллектуальной собственности: 1) Патент РФ на изобретение № 2477499 2013 г. «Способ определения мест заложения эксплуатационных скважин при разработке месторождений углеводородов» заявка №20011125437, Гафуров О.М., Гафуров Д.О., Гафуров А.О., Панков М.В., Битнер А.К., Красильникова Н.Б.; 2) Свидетельство о государственной регистрации базы данных в Федеральной службе по интеллектуальной собственности, патентам и товарным знакам: "База данных блока автоматизированного формирования эталонов в интеллектуальной геоинформационной системе "НейроИнформГео"" №201162031 зарегистрирована в Реестре баз данных 23 мая 2011 г., Гафуров О.М., Гафуров Д.О., Гафуров А.О.; 3) Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ в Федеральной службе по интеллектуальной собственности, патентам и товарным знакам: "Программа обработки сейсмоакустических и геофизических данных в формате сеток .dat на основе обучаемых нейронных сетей для формирования эталонов и расчета паттернов" №2011613919 зарегистрирована в Реестре программ для ЭВМ 19 мая 2011 г., Гафуров О.М., Гафуров Д.О., Гафуров А.О.

Положения диссертации отражены в 21 публикации, одна из них опубликованы в сборнике списка ВАК, 1 патенте РФ, и реализованы в 2-х программах для ЭВМ, зарегистрированных в Федеральной службе по интеллектуальной собственности, патентам и товарным знакам. Также положения диссертации отражены в двух производственных отчетах нефтяной компании «НК «Роснефть» ответственным исполнителем которых являлся автор. Автор является одним из организаторов научно-практического семинара «Инновационные технологии, нейросетевая парадигма геологоразведочных работ на нефть, газ и золото» и членом редакционной коллегии сборника научных статей, выпущенного по результатам работы семинара [2-ой выпуск «Инновационные технологии, нейросетевая парадигма геологоразведочных работ на нефть, газ и золото» под ред. Гафурова О.М., Конторовича В.А., Конторовича А.А.,

Позднякова В.А., Ефимова А.С., Логинова Д.В., Битнера А.К., Гафурова Д.О.: 2006 г., Томск, ТПУ, с. 114].

Работа выполнена на базе Томского Политехнического Университета под руководством кандидата геолого-минералогических наук, доцента А.В. Ежовой, которому автор выражает глубокую благодарность и признательность. В процессе работы автор пользовался советами и поддержкой члена корреспондента РАН В.А. Конторовича, докторов геолого-минералогических наук Л.Я. Ерофеева, А.Ф. Коробейникова, В.Г. Ворошилова, А.А. Поцелуева, кандидатов геолого-минералогических наук Н.Ф. Столбовой, Бернатониса В.К.; в разное время руководителей и специалистов РН "КрасноярскНИПИнефть" и ЗАО "Красноярскгеофизика" А.А. Конторовича, А.С. Ефимова, Н.Б. Красильниковой, З.Ф. Пономаренко, доктора технических наук В.А. Позднякова, которые оказали неоценимую помощь при подготовке диссертации.

Особую признательность и сердечную благодарность автор выражает своему отцу О.М. Гафурову, руководителю ООО "ИнформГеоСервис", за терпеливую поддержку и ценные советы.

ЗАЩИЩАЕМЫЕ ПОЛОЖЕНИЯ

ПОЛОЖЕНИЕ 1. Созданная методика геологической интерпретации данных ГИС с применением обучаемых нейронных сетей позволяют прогнозировать литологические границы коллектора в разрезе скважин.

В главе описана разработанная методика прогнозирования литологических границ типов пород по комплексу данных геофизических исследований скважин (ГИС) вдоль ствола скважин в местах отсутствия керновой информации на основе обучения нейронных сетей по охарактеризованным керном участкам скважин. Приведены результаты интерпретации на примере осинского горизонта Талаканского нефтегазоконденсатного месторождения.

Исходя из геолого-технологических условий для решения задач, связанных с литологическим расчленением и корреляцией разрезов скважин на исследуемом месторождении в скважинах в интервале продуктивных отложений проводился следующий комплекс детальных исследований в масштабе глубин 1:200: гамма каротаж (ГК), нейтронный гамма-каротаж (НГК), кавернометрия (ДС), акустический каротаж (АК), боковой электрический каротаж (БК), микробоковой электрический каротаж (МБК), плотностной гамма-гамма каротаж (ГГК). Дополнительные исследования состояли из гидродинамического (ГДК) каротажа и опробования пластов приборами на кабеле (ОПК).

Задача литологического расчленения и корреляции разрезов осложнялась ограниченностью числа скважин, где был проведен полный комплекс ГИС. Скважины с наиболее полным выполненным комплексом ГИС, в основном, приурочены к центральному (Центрально-Талаканскому) блоку месторождения и составляют всего 37.5% от общего количества скважин на исследуемой площади, при этом общее количество скважин с представительным выходом керна в интервале осинского горизонта составляет менее 10 %.

Таким образом, для решения задачи литологического расчленения и корреляции разрезов по всей исследуемой площади обучаемыми нейронными сетями необходима пошаговая интерпретация от наиболее охарактеризованных данными скважин к наименее, при этом критерием правильности решения задачи на каждом этапе должны служить фактический материал – керн, прямые признаки наличия высокопроницаемого коллектора в интервале испытания - методы ГДК и ОПК, а также задаваемые нами расчетные критерии в случае отсутствия данных по керну и испытанию паста.

1. Расчет критерия. Определение общей пористости (K_n) и компонентного состава карбонатного коллектора посредством решения системы линейных уравнений для осинского горизонта в соответствии с установленной литологической моделью скелета (доломит, глина, соль, известняк, ангидрид) по комплексу методов НГК, ГГК, АК(ΔT).

Расчет модели необходим при анализе результатов обучения нейронной сети на этапе тестирования. Данное сопоставление необходимо для своевременного обнаружения противоречий и их ликвидации переобучением сети на более достоверных выборках. В случае выдачи нейронной сетью более корректного ответа, подтверждающегося керновой информацией и прямыми методами, необходимо применять значения общей пористости по спрогнозированным литотипам нейронной сетью, также возможен критический пересмотр принятой литологической модели. Кроме того, методика, основанная на построении литологической модели скелета породы применима только в скважинах, где выполнен комплекс НГК, ГГК, АК(ΔT), а так как не во всех скважинах выполнен такой метод, как ГГК, а также в большинстве скважин отсутствует представительный керн, решение задачи определения компонентного состава и пористости становится многовариантным, и как следствие данный критерий обучения нейронной сети возможно применять только на скважинах с вышеуказанным комплексом ГИС.

Для обоснования и расчета комплексной интерпретационной модели определения общей пористости карбонатных пород использовались следующие данные: а) минералогическая плотность доломита ($\sigma_{\text{дол}}$), глины ($\sigma_{\text{гл}}$), известняка ($\sigma_{\text{изв}}$), ангидрида ($\sigma_{\text{анг}}$), соли ($\sigma_{\text{с}}$), жидкости, заполняющей пустотное пространство ($\rho_{\text{ж}}$), г/см³; б) интервальное время пробега акустического сигнала по скелету доломита ($\Delta t_{\text{дол}}$), глины ($\Delta t_{\text{гл}}$), известняка ($\Delta t_{\text{изв}}$), ангидрида ($\Delta t_{\text{анг}}$), соли ($\Delta t_{\text{с}}$), жидкости ($\Delta t_{\text{ж}}$), мкс/м.; в) модель учета глинистости. Основой интерпретации являлись петрофизические зависимости и константы, полученные при лабораторных исследованиях керна. Определялось водородосодержание пород ω по НГК, для чего использовались стандартные зависимости между показаниями нейтронного каротажа в условных единицах и водородосодержанием известняка. По данным ГГК определялась плотность пород σ . Оценивалось соответствие значений ω , σ и Δt петрофизическим данным. При необходимости осуществлялась коррекция исходных данных ГИС. Основные установленные по керну компоненты и константы объемной модели представлены в табл. 1.

Далее решалась система линейных уравнений относительно общей пористости (K_n), объемного содержания доломита ($V_{\text{дол}}$), глины ($V_{\text{гл}}$), соли ($V_{\text{с}}$), известняка ($V_{\text{изв}}$), ангидрида ($V_{\text{анг}}$) в породе по комплексу методов НГК, ГГК, АК(ΔT):

$$\begin{cases} \omega = \Delta K_{\text{пнкдол}} \times V_{\text{дол}} + \Delta K_{\text{пнкгл}} \times V_{\text{гл}} + \Delta K_{\text{пнкс}} \times V_{\text{с}} + V_{\text{изв}} + \Delta K_{\text{пнканг}} \times V_{\text{анг}} + K_{\text{п}}; \\ \sigma = 2,87 \times V_{\text{дол}} + 2,66 \times V_{\text{гл}} + 2,04 \times V_{\text{с}} + 2,98 \times V_{\text{анг}} + 2,72 \times V_{\text{изв}} + \rho_{\text{ж}} \times K_{\text{п}}; \\ \Delta T = 138 \times V_{\text{дол}} + 240 \times V_{\text{гл}} + 210 \times V_{\text{с}} + 165 \times V_{\text{анг}} + 154 \times V_{\text{изв}} + 580 \times K_{\text{п}}; \\ 1 = V_{\text{дол}} + V_{\text{гл}} + V_{\text{анг}} + V_{\text{изв}} + V_{\text{соль}} + K_{\text{п}} \end{cases}$$

где $V_{\text{дол}}$, $V_{\text{гл}}$, $V_{\text{с}}$, $V_{\text{изв}}$, $V_{\text{анг}}$ - объемное содержание доломита, глины, соли, известняка и ангидрида в породе; σ - объемная плотность породы; $\rho_{\text{ж}}$ - плотность промысловой жидкости; $\Delta K_{\text{пнкгл}}$, $\Delta K_{\text{пнкс}}$, $\Delta K_{\text{пнкизв}}$, $\Delta K_{\text{пнканг}}$ - поправки за влияние доломитизации, глинистости, соли, известняка, ангидрида соответственно, на показания нейтронных методов каротажа по данным петрофизических исследований керна.

Компоненты и константы объемной модели

Порода	Доломит	Глина	Соль	Ангидрит	Известняк	Жидкость
ΔT скелета, мкс/м	138	240	210	165	154	580
Плотность, г/см ³	2.87	2.66	2.04	2.98	2.72	1.27
ΔW нк, доли ед.	0.02	0.19	-0.015	-0.07	0	1

Основные компоненты объемной модели: доломит, глинистость, пористость.

2. Выделение литологических типов пород, основанное на анализе описания керна и шлифов, с учетом комплекса физических свойств, характеризующих каждый литологический тип, и возможности его выделения комплексом методов ГИС.

Основными критериями выделения литологических типов пород служат коэффициенты пористости и глинистости, полученные при анализе керна материала. При этом учитываются данные определения общей пористости (K_n) и компонентного состава карбонатного коллектора посредством решения системы линейных уравнений для осинского горизонта в соответствии с установленной литологической моделью скелета (доломит, глина, соль, известняк, ангидрит), по комплексу методов НГК, ГГК, АК(ΔT) в связи с тем, что при определениях значения открытой пористости по керну происходит занижение значений пористости, так как не учитываются каверны коллектора, выделяемые комплексом методов геофизических исследований скважин (ГИС).

При обосновании граничных значений фильтрационно-емкостных свойств (ФЕС) коллекторов осинского горизонта были использованы данные результатов экспериментальных исследований по фильтрации жидкости сквозь образцы пород. Литология и петрофизические параметры продуктивного горизонта в пределах Центрального блока изучены на представительном керна материале 39 скважин. Всего с отбором керна пройдено по продуктивному осинскому горизонту (О-1) – 1344.1 м, вынос керна составляет 781,6 м (65% от проходки). По нефтегазонасыщенной толщине пройдено 491,5 м, что составляет 54%. В целом по Центральному блоку месторождения в пределах продуктивного горизонта на образцах керна выполнено 2733 определения открытой пористости, 2535 – проницаемости, 1469- остаточной водонасыщенности.

Нижние пределы проницаемости в $2.26 \cdot 10^{-15} \text{ м}^2$, определенные по зависимости между абсолютной и динамической проницаемостью, характерны для образцов известковых доломитов скважины Цтл 179-82, относящихся к лагунным обстановкам осадконакопления. Из связи открытой пористости и проницаемости определено граничное значение пористости, которое составляет для коллектора 6%. Таким образом, основными критериями выделения литологических типов послужили коэффициенты пористости и глинистости, полученные при анализе керна материала.

Количественные критерии (граничные значения коллектора): глинистость - менее 10%, пористость - более 6%.

Качественными критериями выделения коллекторов служили: прямые методы исследований – ГДК и ОПК, прямые качественные признаки - признаки проникновения в пласты фильтра ПЖ, глинистая корка на ДС, радиальный градиент сопротивлений на БК-МБК, исследования методами приток-состав.

На основе анализа данных исследований керна, испытания скважин, гидродинамического каротажа (ГДК), выделены 9 литологических типов пород в пределах осинского горизонта, три из которых являются коллекторами. Не коллектор: 1) соли ($K_n < 1\%$); 2) глинистые породы (K_n до 2%, $K_{zn} > 25\%$); 3) доломиты засоленные,

известковистые, сульфатные, глинистые (K_n до 1%, $K_{зл} = 10-12\%$); 4) глинистый доломит, известняки доломитистые ($K_n = 2-6\%$, $K_{зл} = 10-21\%$); 5) ангидрито-доломит известковистый (плотный) сильно глинистый (K_n до 2%, $K_{зл} = 10-12\%$); 6) доломит ангидритисто-слабоглинистый ($K_n = 2-6\%$, $K_{зл} = 10-12\%$). Коллектор представлен следующими литологическими типами: 7) доломит слабоглинисто-битуминозный засульфаченный ($K_n = 6-10\%$); 8) доломит органогенный пористый с незначительной примесью терригенного материала, сульфатов и солей ($K_n = 10-15\%$); 9) Доломит органогенный высокопористый (коэффициент пористости $K_n \geq 15\%$).

Графически процесс интерпретации разработанной методики изображен на рис. 1.

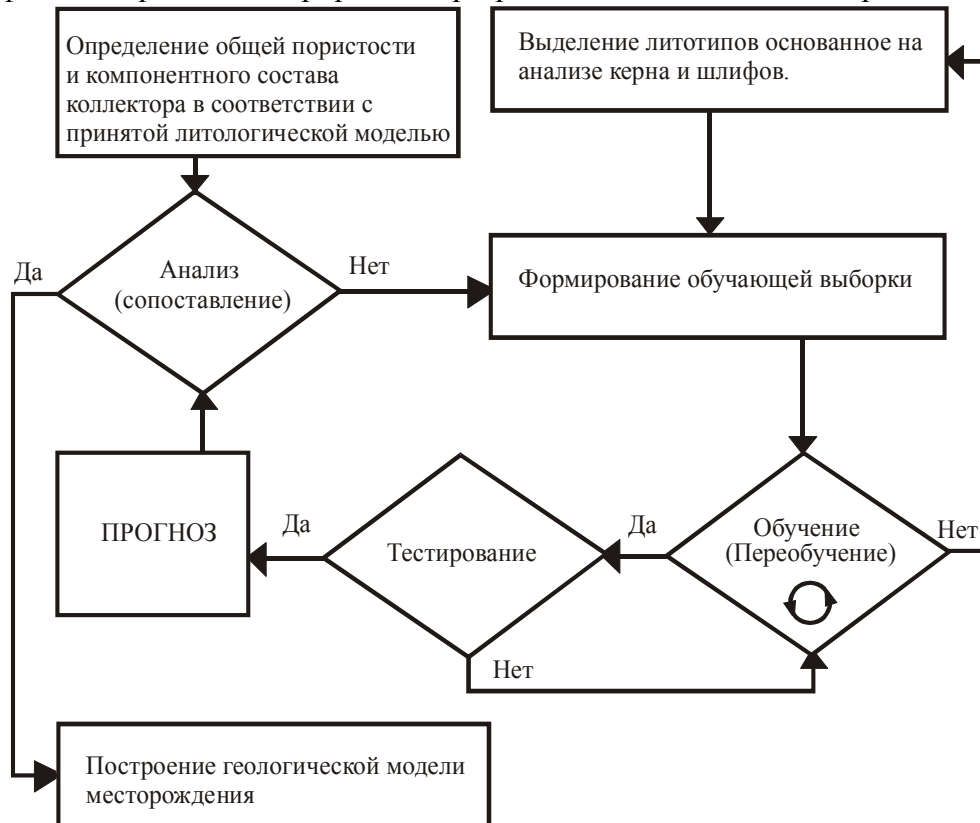


Рис. 1. Принципиальная схема методики интерпретации данных комплекса ГИС обучаемыми нейронными сетями

Физические свойства литологических типов выдержаны в латеральном плане, что дает надежные предпосылки для прогноза их в скважинах с отсутствием отбора зерна. Геологические процессы осадконакопления цикличны, чередование различных обстановок осадконакопления во времени соответствует выделенным литологическим типам.

3. Формирование обучающей выборки с учетом главных факторов, влияющих на показания исходных данных ГИС. К скважинам, участвующим в обучении при формировании обучающей выборки должны предъявляться следующие требования; 1) в обучающую выборку отбираются скважины с полным комплексом ГИС, выполненном на месторождении; 2) продуктивный горизонт должен быть представлен максимальным выходом зерна в скважинах, участвующих в обучении нейросети; 3) разрез скважины должен быть достаточно дифференцированным, т.е. представлен как можно большим числом выделенных литологических типов, в совокупности в обучающей выборки должны присутствовать все выделенные литологические типы; 4) скважины должны

представлять зоны с различным характером насыщения, вскрывать собственно нефтяную зону, водо-нефтяную зону и газо-нефтяную или газовую зоны. В итоге в обучающую выборку были выбраны три скважины с наиболее полным отбором керна осинского горизонта билерской свиты из зон месторождения с различным характером насыщения, установленному по результатам испытания скважин.

4. Обучение нейронной сети. Производится обучение нейронной сети на задачнике – наборе векторов данных. В каждом векторе данных выделены сигналы, которые подаются на сеть (комплекс ГИС), и сигналы, которые требуется получить от сети при заданных входных сигналах (класс литологического типа породы) в каждой точке отчета значений вдоль ствола скважины в интервале исследуемого горизонта.

Вопрос выбора структуры (числа уровней, количества нейронов, типов связей) решался методом эмпирического подбора. В результате выбрана сеть слоистой архитектуры, где каждый нейрон в слое принимает все выходные сигналы нейронов предыдущего слоя, а его выходной сигнал рассылается всем нейронам следующего слоя. Всего 10 слоев по 30 нейронов в каждом скрытом слое. Передаточная функция нейронов выбрана сигмоидальная: $F(X) = X / (C + |X|)$, где X-сигнал, поступающий с сумматора; C-константа, называемая характеристикой нейрона (параметр крутизны сигмоиды).

Обучение нейронной сети производилось усовершенствованным методом обратного распространения ошибки, методом сопряженных градиентов (Флетчера-Ривса).

В связи с тем, что на месторождении имеются скважины с различным комплексом ГИС, обучение производится в несколько этапов, создаются различные нейронные сети для различных комплексов ГИС. Обучение производится от скважин с полным комплексом к скважинам с наименьшим комплексом ГИС. В каждом цикле обучения точность решения задачи уменьшалась пропорционально сокращению использовавшегося комплекса ГИС. Каждая обучающая выборка проверялась на корректность обучения путем восстановления нейронной сетью после обучения самих обучающих данных (литологических типов), следующим образом: выводились значения полей файла данных, которые являлись выходными для сети (классы литологических типов), и значения прогноза этих полей нейронной сетью. Далее рассчитывалась невязка между исходным и спрогнозированным значением - уровень уверенности сети в этом ответе (“Уверенность”). Для каждой обучающей выборки выводится статистика правильности решения (табл. 2). В таблице под “Правильно” подразумевается число правильных прогнозов и % от общего числа примеров, под “Неуверенно” – число правильных, но не 100%-уверенных прогнозов, под “Неправильно” – число неправильных ответов сети, “Всего” – общее количество сделанных сетью прогнозов (решенных примеров).

Таблица 2

Результаты проверки обучающих выборок

цикл обучения	комплекс ГИС	правильно		Неуверенно		неправильно		всего
		кол.	%	кол.	%	кол.	%	
1	ГК, НГК, ДС, АК, ГГКП, МБК, БК	1523	99.6	4	0.2	2	0.2	1529
2	ГК, НГК, ДС, АК, МБК, БК	2042	97.7	39	1.8	9	0.5	2090
3	ГК, НГК, ДС, АК, БК	2404	95.4	88	3.5	27	1.1	2519
4	ГК, НГК, ДС, АК	2379	94.4	102	4	38	1.6	2519
5	ГК, НГК, ДС	1975	78.4	367	14.5	177	7.1	2519
6	ГК, НГК, АК	1705	67.6	523	20.7	291	11.7	2519

Количество примеров во 2 и 3м цикле обучения увеличивается с уменьшением комплекса ГИС (табл.2), что связано с необходимостью добавления в обучающую выборку новых скважин, где имеется представительный выход керна, но отсутствует какой либо из видов каротажа. В 4-6м циклах обучения количество примеров остается

постоянным в связи с отсутствием скважин с представительным выходом керна и, как следствие, отсутствием возможности увеличить обучающую выборку.

В случае удачного обучения сети с заданной нами точностью, выполняется тестирование на другой выборке, если же точность обучения сети нас не удовлетворяет, необходимо переобучить сеть другим методом, подобрать иную архитектуру сети и в случае необходимости вернуться на предыдущие этапы интерпретации (см. рис. 1). Таким образом, для каждого комплекса ГИС имеется своя обученная нейронная сеть, следующий этап – проверка применимости данных сетей для прогноза, т.е. тестирование на скважинных данных, не участвующих в обучении.

5. Тестирование, прогноз, анализ качества прогноза. В скважинах, использовавшихся при обучении и прогнозе в первом цикле, был проведен наиболее полный комплекс ГИС (см. табл. 2). Всего в первый цикл обработано 24 скважины, три скважины были обучающими. При проверке обучающей выборки, были выбраны также три скважины, проинтерпретированные по данным керна. В данных тестируемых скважинах был представительный выход керна по осинскому горизонту от 70% и выше, что позволило объективно оценить прогноз литологических типов, выданный нейронной сетью (табл. 3, рис.2).

Во второй цикл обучения вошли скважины с отсутствием в комплексе ГИС плотностного каротажа (ГГКП). При обучении была добавлена еще одна скважина. Как видно из таблиц (табл. 2 – 3), несмотря на увеличение обучающей выборки, правильно решенных примеров в обучающей выборке несколько меньше, чем при первом цикле обучения, что, несомненно, связано с отсутствием данных по плотностному каротажу, однако разница в правильности ответов по тестовым скважинам в среднем оказалась значимой только для одной тестовой скважины. Всего во втором цикле обучения было обработано 23 скважины с последующей проверкой результатов прогноза по имеющемуся керну в тестируемых скважинах.

Таблица 3

Результаты тестирования обученной нейронной сети на тестовых скважинах

Номер цикла обучения	Тестируемые скважины с представительным выходом керна от 70% и выше. Центрально-Талаканские	Процент подтверждения прогноза с учетом совпадения ближайших литологических типов с данными по керну	Процент совпадения прогноза коллектора с данными по керну
1	179_62	63%	95%
	179_82	71%	
	179_60	76%	
2	179_75	60%	90%
	179_70	75%	
3	179_48	57%	64%
4	179_59	58%	79%
5,6	В данных циклах отсутствуют скважины с представительным выходом керна для проверки или керн отсутствует		

В третьем цикле обучения отсутствовали данные микробокового каротажа (МБК), в обучающую выборку была добавлена еще одна скважина. Как видно из таблицы (табл. 3) существенно сокращается качество прогноза литологических типов пород, однако возможность выделять коллектор сохраняется. В 4-6 цикле обучения новых скважин в обучающую выборку добавлено не было, количество примеров остается постоянным. Количество правильно решенных примеров от 3-го цикла к 6-му уменьшается, что очевидно связано с постепенным уменьшением видов каротажа в использовавшемся комплексе ГИС.

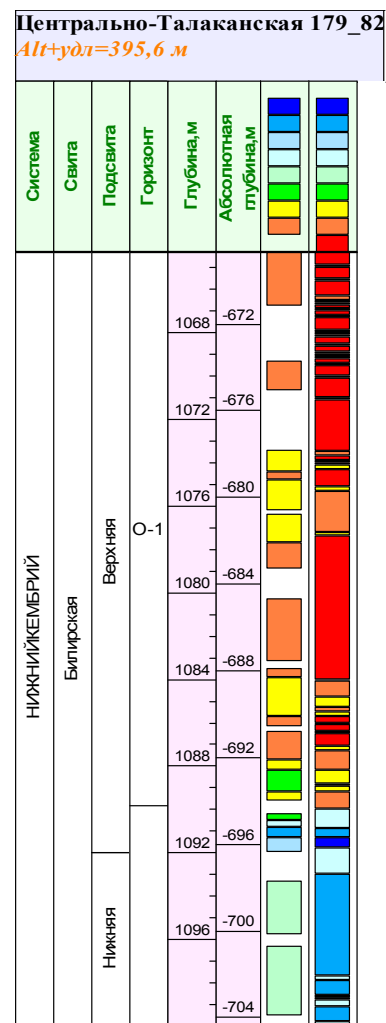
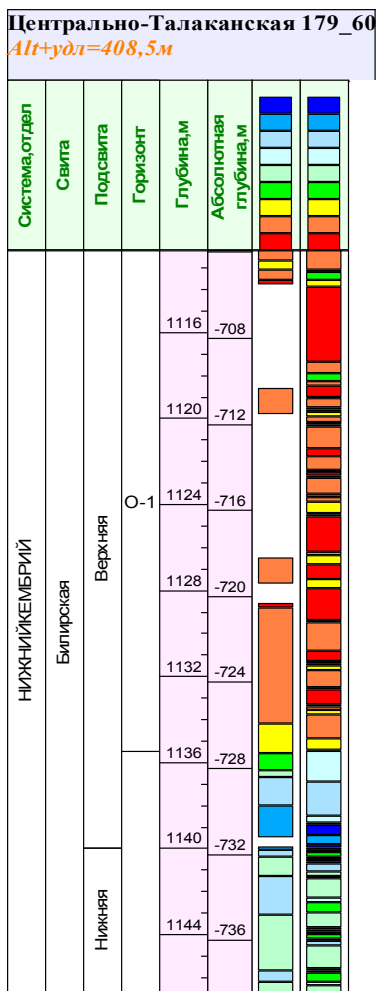
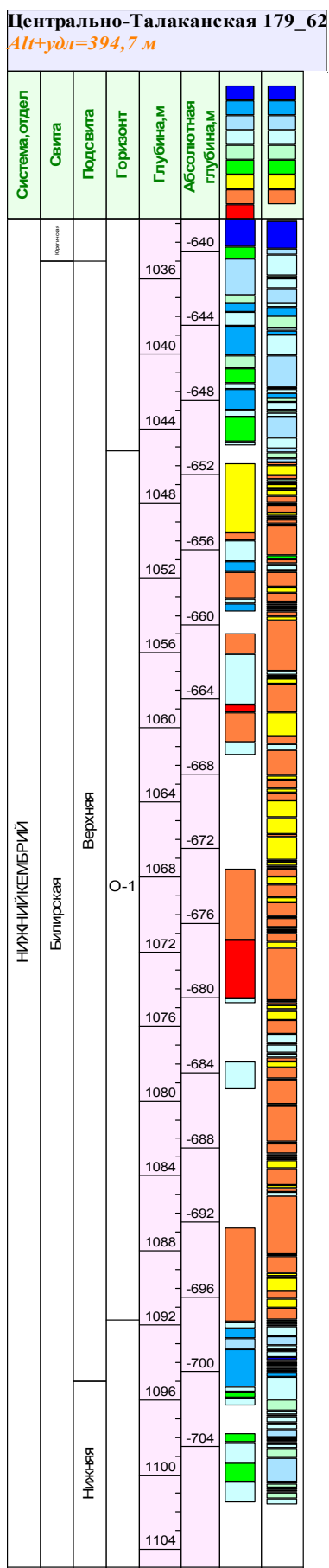


Рис. 2 Тестируемые скважины первого цикла обучения нейронной сети (левая колонка выделенные литотипы по керну, правая прогнозные значения литологических типов вдоль ствола скважины). Цветовая шкала соответствует 9-ти выделенным классам литологических типов пород.

Результаты прогноза в данных циклах сопоставлялись непосредственно с ранее построенной литологической моделью. Наличие спрогнозированного коллектора подтверждалось данными прямых методов исследований, такими как гидродинамический каротаж и опробование пласта приборами на кабеле, а также прямыми качественными признаками, такими как проникновение в пласты фильтрата промывочной жидкости (поглощение) и др. После обучения сети корректно решать задачу прогноза, для всех циклах

обучения вычислялись коэффициенты значимости входов нейронной сети. Показатели значимости входных сигналов и элементов сети – по существу, вычисленные в линейном приближении абсолютные величины изменения функции оценки при удалении из сети элемента или входного сигнала вычислялись по описанной в первой главе методике. При анализе значимости входов нейронной сети, необходимо чтобы возможные “выбивающиеся” примеры существенно не влияли на оценку значимости параметров, поэтому использовался метод вычисления средней величины модуля градиента входного параметра, по всем примерам обучающей выборки. В нашем случае наиболее значимые следующие параметры: ГК, НГК (значимость выше 0.8), данные кавернометрии ДС (значимость выше 0.7) и АК (значимость выше 0.6). Менее значимыми оказались параметры ГГК и БК (значимость в диапазоне 0.5-0.6). Наименее значимым параметром оказался МБК (значимость в диапазоне 0.3-0.4). Низкий показатель значимости МБК можно объяснить влиянием на его показания промывочной жидкости и, как следствие сильно зашумленными данными и плохой корреляцией с выделенными литологическими типами. В общем, использование данных только по трем видам каротажа (цикл 5, 6), оказывается недостаточным для уверенного выделения литологических типов пород. Тем не менее, наблюдается высокая корреляция прогноза с принятой литологической моделью и прямыми методами исследований, подтверждающих наличие спрогнозированного коллектора.

На рис.3 представлены корреляционные зависимости сопоставления результатов стандартной обработки ГИС при выделении литологических типов (литотипов) пород объемным методом с обработкой ГИС математическим аппаратом нейронных сетей.

Всего данной методикой проинтерпретировано 63 скважины, из них 24 скважины имели полный комплекс ГИС. Результаты интерпретации по этим скважинам легли в основу детальной корреляции и построения литологической модели месторождения, коэффициент корреляции между спрогнозированным значением литотипа и керна превышает по данным скважинам $R > 0.7$. Выделение коллектора подтверждается как керном, так и прямыми методами исследования пласта с коэффициентом корреляции $R > 0.9$ как для скважин первого цикла обучения - 24 скважины, так и второго - 23 скважины

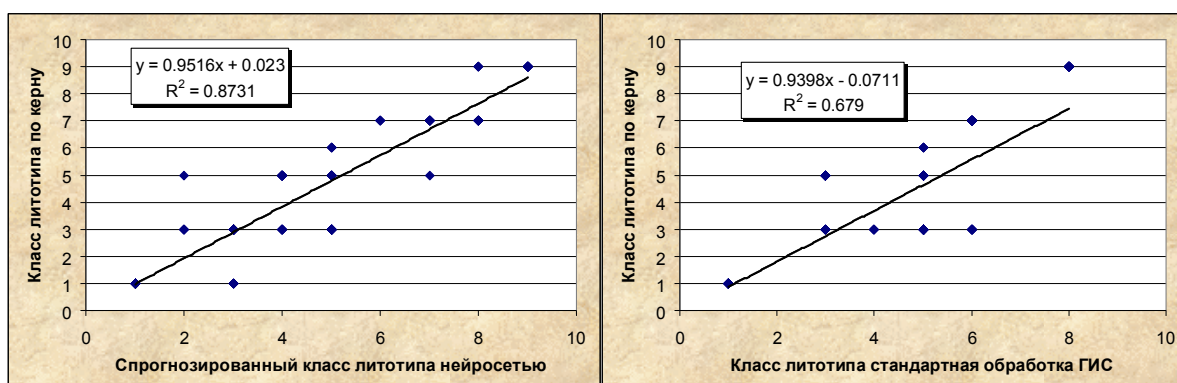


Рис. 3. Сопоставление методик интерпретации данных ГИС на примере скв. 179-22

ПОЛОЖЕНИЕ 2. Разработанная методика интерпретации комплекса атрибутов сейсмического волнового поля с применением обучаемых нейронных сетей позволяет прогнозировать наиболее вероятные границы площадного распространения продуктивного пласта и его геолого-промысловые параметры.

Во второй главе описана созданная методика прогнозирования геологических и физических параметров по комплексу геолого-геофизических данных, данных сейсмической разведки на основе обучения нейронных сетей.

Реализация методики в геоинформационной системе “НейроИнформГео” выглядит следующим образом:

1. На вход из базы данных вызываются в едином масштабе с общей начальной точкой сетки различных геофизических и (или) геохимических параметров N_a по площади или в плоскости разреза, при интерпретации 3D импортируется кубы сейсмических атрибутов.

2. В целях формирования эталона используются скважины N_s , в которых проведены испытания и выполнен комплекс ГИС. Для площадной интерпретации используются все скважины, попадающие в данную площадь или заранее заданные, для исследования по разрезу скважины, находящейся в непосредственной близости от профиля или в полосе доверительной вероятности от профиля. Скважины разбиваются на классы прогнозируемого геологического признака.

3. Для каждой i -ой скважины, где $i=1, \dots, N_s$, на основе геофизических (геохимических) атрибутов рассчитывается множество $D_i\{x, y\}$, из n_i точек, лежащих в круге радиуса R_i , с центром в i -ой 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. Для интерпретации по разрезу используется полоса шириной $U_i = R_i$ в случае сейсморазведки 2D, и цилиндр с радиусом $R_i = D_i$ и высотой цилиндра H_i задаваемого интерпретатором, в случае 3D сейсморазведки.

4. Формируется эталон в виде вектора с усредненными значениями геофизических параметров и весами, обеспечивающими оценку информативного вклада каждого параметра. Точки внутри круга, полосы или цилиндра используются для оформления образа или классов. Используя множество рассчитанных координат возле скважин $D_i\{x, y\}$, мы формируем из сеток геофизических параметров векторы с координатами $\{x, y\} \in D_i$ и значениями геофизических, геохимических и других параметров. При этом, для каждой j -й точки из множества $D_i\{x, y\}$ формируется вектор V_j^i длины $N_a + 1$, компонентами которого являются значения атрибутов геофизических (геохимических) параметров v_{j1}, \dots, v_{jN_a} и номер класса k , к которому относится i -я скважина: $V_j^i = (v_{j1}, \dots, v_{jN_a}, k)$. Таким образом, выборкой, построенной на множестве точек $D_i\{x, y\}$, относящихся к i -ой 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 части. Часть скважин используется в качестве эталонной выборки, другая часть случайным образом формирует тестовую выборку для проверки качества прогноза. То - есть, множество U разбивается на два подмножества $U_{обуч}$ и $U_{пров}$, образующие 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 $OUT \in$ значению выделенного класса k . На множестве $U_{обуч}$ нейронная сеть обучается. Архитектура сети подбирается эмпирически, обеспечивается минимум ошибки 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 -о 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 -о примера показатель значимости показывает насколько изменится значение функции оценки решения сетью q -о примера, если текущее значение параметра w_{N_a} заменить на ближайшее выделенное значение $w_{N_a}^*$ для N_a параметра. Конечный показатель значимости N_a параметра рассчитывается как общее среднее:

$$\chi_{N_a} = \frac{1}{n} \sum_{q=1}^n \chi_{N_a}^q, \text{ где } n \text{ число примеров. Таким образом, вычисленное значение показателя}$$

значимости для N_a параметра 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 $U_{пров}$. На множестве $U_{пров}$ по несовпадениям ответов сети с известными ответами рассчитывается ошибка обобщения сети. В случае неудовлетворительных результатов обучение повторяют. Методом кросс-валидации множество U разбивается снова на два подмножества $U_{обуч}$ и $U_{пров}$, 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 разбивается всеми возможными способами с сохранением интервалов прогнозируемых классов многократно, 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 всё многомерное признаковое пространство на классы принадлежности или подобия тому или другому эталону и формирует на выходе карту эталонов для площадной интерпретации или формирует разрез с выделением комплексов (классов) на временную или глубинную модель.

Пример прогноза эффективных толщин продуктивного горизонта в межскважинном пространстве Талаканского нефтегазоконденсатного месторождения разработанной методикой. Представлен пример комплексной интерпретации и прогнозирования эффективных толщин коллектора данным методическим подходом, реализованным в геоинформационной системе «НейроИнформГео» на примере Талаканского нефтегазоконденсатного месторождения. Прогнозирование эффективной мощности коллектора в межскважинном пространстве осуществлено по комплексу сейсмических атрибутов 2D сейсморазведки, рассчитанных в

различных окнах измерения вдоль отслеженного сейсмического горизонта, характеризующего билирскую свиту, учитывая особенности расчета динамических атрибутов по данным метода общей глубинной точки (МОГТ) сейсморазведки.

Для изучения динамических особенностей сейсмических отражений материала 2D сейсморазведки Талаканской площади использовались исходные сейсмограммы без амплитудных регулировок и полученные в ходе кинематической обработки скоростные зависимости и статические поправки, с соблюдением условий соотношения сигнал/помеха не менее 10 на окончательных суммарных временных разрезах. Полученные временные разрезы с сохранённым соотношением амплитуд (и их трансформанты – разрезы мгновенных и средневзвешенных амплитуд и частот) использовались для вычисления и анализа различных амплитудных и частотных параметров. Кроме того, были применены методики – AVO-анализ и F-преобразование, всего 23 расчетных параметра. В результате расчета коэффициентов значимости в процессе настройки нейронной сети, первоначальный комплекс атрибутов сокращен. Таким образом, основу для прогноза эффективных толщин осинского горизонта составили наиболее значимые динамические атрибуты сейсмического волнового поля. Установлено, что наибольшей значимостью для прогноза эффективных толщин на площади обладают амплитудные характеристики: мгновенная амплитуда, параметр AVO Intercept*Gradient и амплитуда рассеянной компоненты сейсмического поля. Кроме того, значительный вклад в прогноз вносят скоростные характеристики среды, частотно-зависимое поглощение и временная мощность между отражающими горизонтами A(II) и M2(KB) (табл.4).

Таблица 4

Комплекс значимых динамических атрибутов сейсмического волнового поля

N/N п/п	Сейсмические атрибуты	Временное окно измерения атрибута (с)	Пластовая скорость (м/с)	Значимость атрибутов при прогнозе эффективных толщин
1	Мгновенная амплитуда вдоль горизонта A(II) в окне 30 мс, нормированная на значение амплитуды вдоль горизонта M2 в окне 50 мс	0.03	5365	0.69
2	Мгновенная амплитуда вдоль горизонта A(II) в окне 30 мс	0.03	5365	0.67
3	Соотношение сигнал/помеха вдоль горизонта A(II) поля 3-го параметра AVO (Intersept*Gradient) в окне 30 мс	0.03	5365	0.89
4	Среднеквадратическая амплитуда вдоль горизонта A(II) поля 3-го параметра AVO (Intersept*Gradient) в окне 30 мс	0.03	5365	0.68
5	Среднеквадратическая амплитуда вдоль горизонта A(II) рассеянной компоненты сейсмического поля	0.12	6150	0.67
6	Vэф по горизонту A от дневной поверхности	0.466	5100	0.6
7	Vэф по горизонту M2 от дневной поверхности	0.570	5220	0.61
8	Абсолютное приращение периодов сейсмических колебаний, рассчитанных, как максимумы амплитудно-частотных спектров, в окнах 0,2 с выше и ниже горизонта A(II)	0.4	5365	0.65
9	Временная мощность между отражающими горизонтами A(II) и M0	0.048	6150	0.64

В соответствии с методикой нейронная сеть обучалась, и осуществлялось ее тестирование (проверка). Для проверки результатов обучения, осуществлялся прогноз в зонах тестовых скважинах которые не использовались при обучении, это скважины Таранского блока (Тр-871, Тр-870) и скважины 179-59, 179-71, 179-74 Центрального блока. В зоне Таранского блока были выделены участки повышенной мощности, что

подтверждается скважинными данными. Скважины 179-59, 179-71, 179- 74 также совпали с прогнозируемыми зонами (табл. 5).

Таблица 5

Сопоставление прогнозных значений эффективных толщин с определенными в скважинах по ГИС

Тестовые скважины находящиеся от профилей на расстоянии менее 1 км.	Значения $H_{эф}$ в скважинах определенное по ГИС в метрах	Прогноз зон $H_{эф}$ по комплексу сейсмических атрибутов	
		Середина интервала $H_{эф}$ в метрах	Интервал значений $H_{эф}$ в метрах
179-59	35.8	32.5	30 35
179-71	16.9	17.5	15 20
179-74	5.4	7.5	5 10
Тр-870	26.2	37.5	35 40
Тр-871	38.8	42.5	40 45
Тр-873	15.2	17.5	15 20

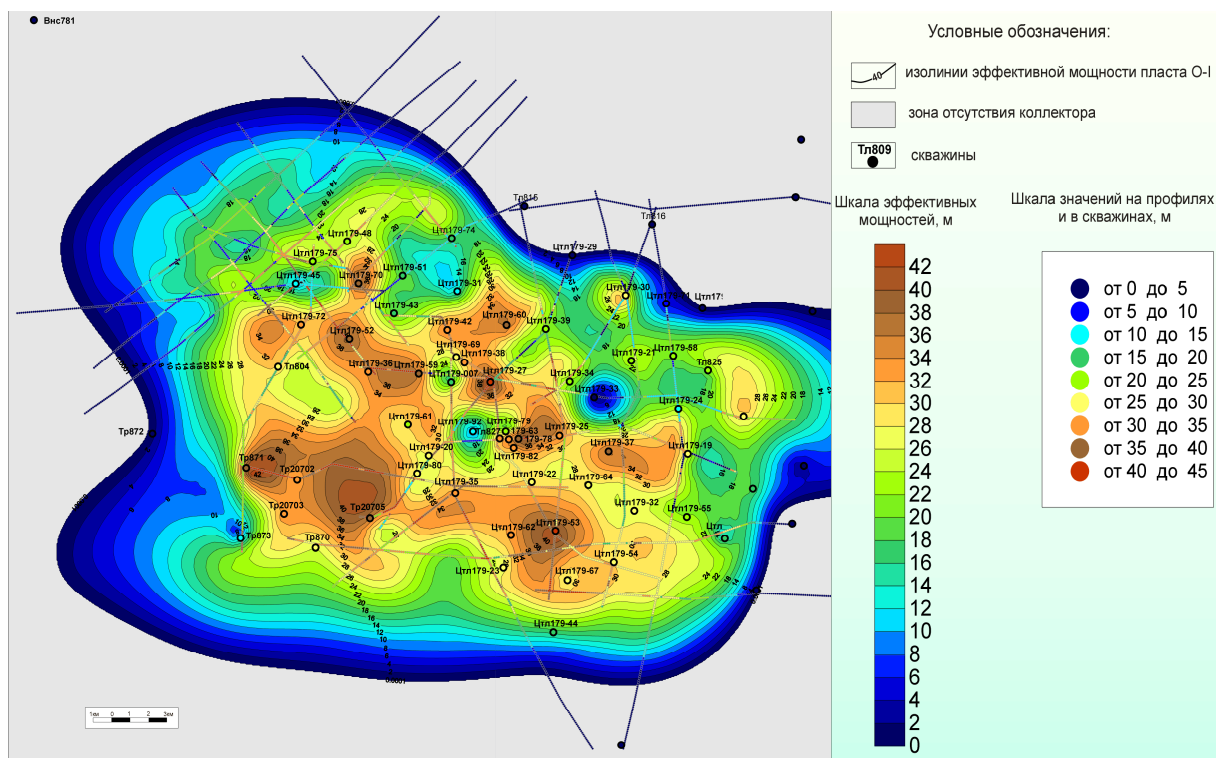


Рис.5. Прогнозная карта эффективных толщин коллектора осинского горизонта.

Сопоставление определенных значений эффективных толщин в скважинах по ГИС с серединами интервалов прогнозируемых эффективных толщин показало наличие высокого значения коэффициента корреляции $R=0.935$. Принимая во внимание малое количество скважин на исследуемую площадь с заданным радиусом обучения 1 км, использована номограмма оценки вероятности корреляционной связи, рассчитанная по формуле Левянта В.Б – Шурыгина А.М. Была произведена оценка характера статистической взаимосвязи прогноза классов и значений эффективных толщин коллектора в тестовых скважинах, всего 6 точек, в результате определен истинный

коэффициент корреляции, который оказался равен $R=0.75$. Он находится на границе поля высокой - допустимой вероятности, это означает, что прогноз удовлетворяет критерию достоверности. В результате всё многомерное признаковое пространство разбито на классы принадлежности или подобия тому или другому эталону и на выходе сформирована прогнозная карта эталонов эффективных толщин коллектора для осинского горизонта Талаканского нефтегазоконденсатного месторождения рис. 5.

ПОЛОЖЕНИЕ 3. Построенная литолого-фациальная схема Талаканского нефтегазоконденсатного месторождения, позволяющая уточнить перспективы нефтегазоносности этого месторождения.

В рамках проверки результатов прогноза согласованности геологическим представлениям об объекте на основе детального литологического расчленения отложений подсвиты геоинформационной системой «НейроИнформГео, прогноза эффективных толщин коллектора и результатов исследований керна, построена литолого-фациальная схема Талаканского месторождения. На литолого-фациальной схеме (рис. 6) представлены выделенные фациальные условия осадконакопления и их распределение по площади месторождения (латерали) и по разрезу верхнебилярской подсвиты.

В зависимости от глубины и гидродинамики бассейна седиментации на Талаканской площади выделены: 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 литологических типов 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 послойным эпигенетическим засульфачиванием, засолонением и известкованием пород.

Разрез, представленный преимущественно органогенными доломитами (1а,б,в,) вскрыт основной частью скважин Центрального блока. Причем органогенные доломиты типа «а и б» представляют центральную зону биостромов и по своим характеристикам отличаются незначительно, а типа «в» - периферийную. Периферийная зона биостромов выделяется и отличается по наличию и степени вторичных преобразований органогенных пород. Выделенные литофации органогенной постройки отвечают, преимущественно, 9 и 8 классу пород, в меньшей степени 7 классу. Непроницаемые отложения соответствуют глинистым породам, засульфаченным и засолоненным доломитам.

В пределах органогенной банки, преимущественно за биостромом выделяются практически изолированные участки, где осадконакопление происходило в засолоненных лагунах с отсутствующей или с незначительной циркуляцией вод. Отличаются они степенью обмеления, стадией эвапоритового процесса и наличием водообмена в бассейне седиментации. Общим признаком лагунных фаций является 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); - фации со слабой циркуляцией вод (зоны слабого водообмена); - фации со средней циркуляцией вод.

В изолированных лагунах до 60% литофаций занимают непроницаемые породы, представленные ангидритами и известняками. Органогенные породы засульфачены и незначительно засолонены, представляют, преимущественно 7 класс коллектора. В лагунах со слабой циркуляцией вод отмечается начальная стадия эвапоритового процесса. 90% литофаций такого типа лагун занимают засульфаченные и засолоненные органогенные доломиты, содержащие тонкие прослои известняков т.е. коллекторы 7 и в меньшей степени 8 класса, соответственно 53% и 37%.

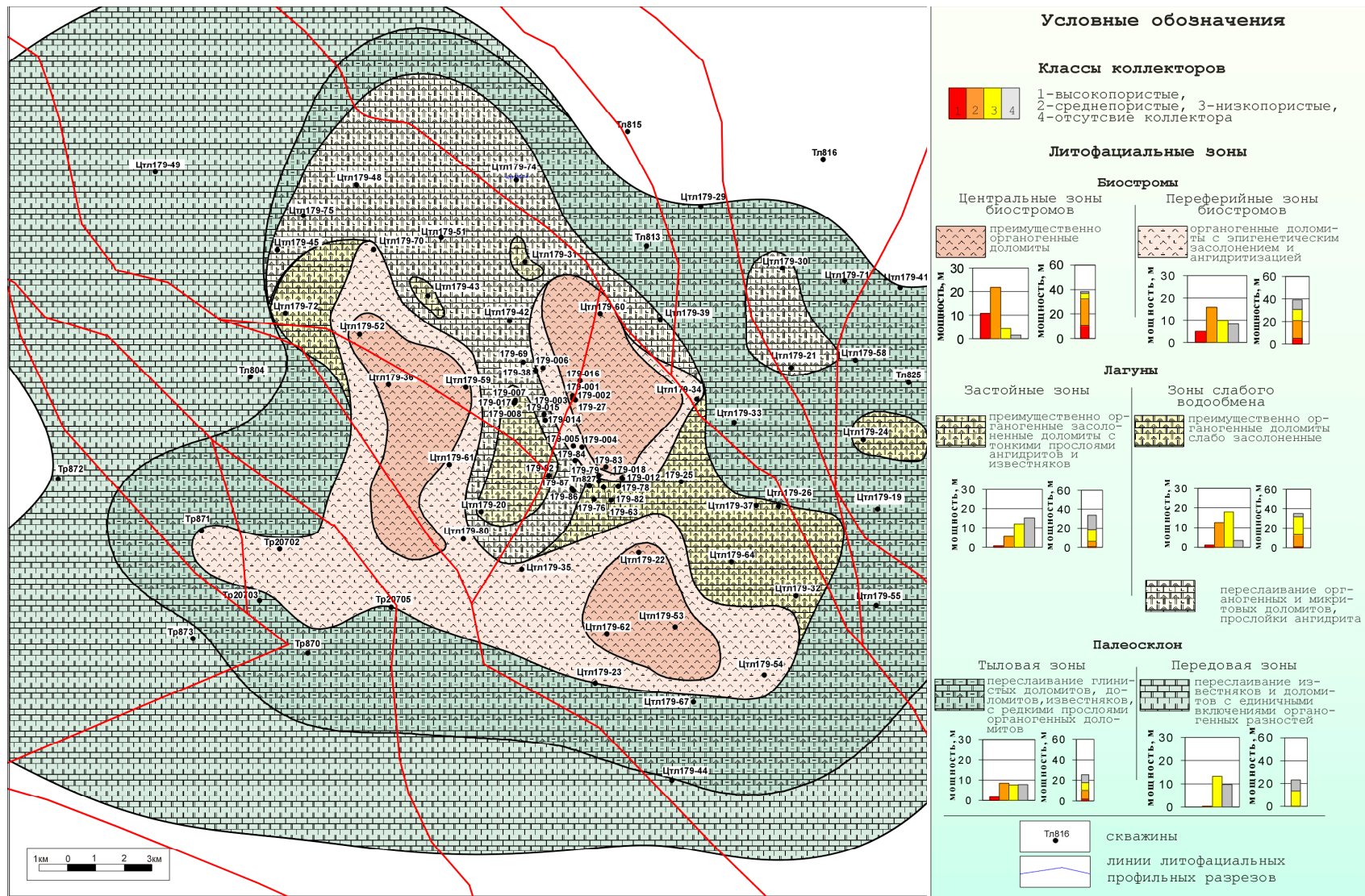


Рис.6. Литолого- фациальная схема Талаканского нефтегазоконденсатного месторождения

К лагунам со средней циркуляцией вод относятся циклически слоистые литофации, которые выделяются, преимущественно, в северной части месторождения. От предыдущих отличаются достаточно дифференцированным разрезом.

Отложения палеосклона имеют тыловую и передовую зоны. Передовая зона склона окаймляет бассейн с низкой, возможно средней энергией волн, Склон пологий и на нем в тыловой части могли расти холмообразные постройки. Среди переслаивающихся толщ глинистых доломитов, доломитов и известняков встречаются прослои органогенных доломитов (до 50%). Представлены, преимущественно 7 и 8 классом коллектора. Передовая зона склона сложена переслаивающей толщиной известковых доломитов, известняков доломитизированных, в которых встречаются реликтивно-органогенные текстуры. Такого типа известняков до 30% литофаций передового склона. Коллектора низкопористые, 7 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 относятся к 3 и 4 классу.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

1. Разработана методика интерпретации данных ГИС на основе нейроинформационных технологий, реализованных в геоинформационной системе «НейроИнформГео». Методика позволила спрогнозировать границы коллектора и литологических типов пород в интервале продуктивного осинского горизонта Талаканского нефтегазоконденсатного месторождения для 24-х скважин, имеющих полный комплекс ГИС (ГК, НГК, ДС, АК, ГГКП, МБК, БК). Для 23-х скважин с отсутствием выполненного ГГКП спрогнозированы литологические границы коллектора.

2. Разработана методика интерпретации комплекса атрибутов сейсмического волнового поля, позволяющая осуществлять прогнозирование наиболее вероятных границ распространения по площади продуктивного пласта и его геолого-промысловых параметров в межскважинном пространстве с определением значимости используемых атрибутов. По осинскому горизонту Талаканского нефтегазоконденсатного месторождения осуществлен прогноз эффективных толщин по площади.

3. Выделены инвариантные атрибуты, имеющие высокие значения коэффициентов значимости, характеризующие эффективную мощность карбонатного коллектора каверно-порово-трещинного типа осинского горизонта Талаканского месторождения.

4. Построена литолого – фациальная модель Талаканского месторождения, прогнозная точность которой проверена тестовыми скважинами и содержит в себе информацию о зависимости наличия коллектора и его свойств в данной точке месторождения от геофизических параметров.

Установленные зависимости потенциально применимы для изучения данного типа коллектора за пределами изучаемого месторождения по Непско-Ботубинской нефтегазоносной области в условиях сокращения, во-первых, объектов разведочной информации (скважин), и, во-вторых, признаков аргументов анализа с учетом полученных коэффициентов, их значимости для прогноза карбонатного коллектора порово-каверно-трещинного типа осинского продуктивного горизонта, что может способствовать сокращению временных и материальных затрат на полевые и камеральные работы по интерпретации геологоразведочных данных.

Публикация в журнале перечня ВАК, Патент РФ и Свидетельства Федеральной службы по интеллектуальной собственности, патентам и товарным знакам РФ.

1. **Гафуров Д.О.** Геологическая интерпретация с применением обучаемых нейронных сетей в "НейроИнформГео" данных ГИС Талаканского нефтегазоконденсатного месторождения // Известия Томского политехнического университета. – 2006. – Т. 309.– № 3. – С. 32–37.
2. Патент РФ на изобретение № 2477499 «Способ определения мест заложения эксплуатационных скважин при разработке месторождений углеводородов» заявка №2011125437. Приоритет изобретения 20 июня 2011г. Зарегистрировано 10 марта 2013 г. Срок действия патента истекает 20 июня 2031 г. Авторы: Гафуров О.М., **Гафуров Д.О.**, Гафуров А.О., Панков М.В., Битнер А.К., Красильникова Н.Б. – 2012 г.
3. Свидетельство о государственной регистрации базы данных в Федеральной службе по интеллектуальной собственности, патентам и товарным знакам: "База данных блока автоматизированного формирования эталонов в интеллектуальной геоинформационной системе "НейроИнформГео"" №201162031 зарегистрирована в Реестре баз данных 23 мая 2011 г., Гафуров О.М., **Гафуров Д.О.**, Гафуров А.О.
4. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ в Федеральной службе по интеллектуальной собственности, патентам и товарным знакам: "Программа обработки сейсмоакустических и геофизических данных в формате сеток .dat на основе обучаемых нейронных сетей для формирования эталонов и расчета паттернов" №2011613919 зарегистрирована в Реестре программ для ЭВМ 19 мая 2011 г., Гафуров О.М., **Гафуров Д.О.**, Гафуров А.О.

Основные материалы и тезисы совещаний, конференций:

1. **Гафуров Д.О.**, Панов Д. В. Геоинформационная система «ИнформГео» // Труды Третьего Международного имени академика М. А. Усова научного симпозиума студентов аспирантов и молодых ученых, посвященного 100-летию со дня рождения академика К. И. Сатпаева. ТПУ. – Томск, 1999. – С. 198.
2. **Гафуров Д.О.** Геолого-генетическая модель нефтегазоносного комплекса и литолого-геохимическая зональность нефтегазоносных разрезов // Труды Пятого Международного симпозиума им. академика М. А. Усова студентов, аспирантов, молодых ученых, посвященного 100-летию Горно-геологического образования в Сибири. – Томск: ТПУ, 2001. – С. 318–319.
3. **Гафуров Д.О.** Возможности использования интеллектуальной геоинформационной системы «ИнформГео» для выявления геохимической зональности золоторудного поля // Труды Шестого Международного симпозиума им. академика М. А. Усова студентов, аспирантов, молодых ученых. – Томск: ТПУ, 2002. – С. 210.
4. **Гафуров Д.О.** Прогнозирование фильтрационно-емкостных свойств резервуара в межскважинном пространстве на основе данных испытания скважин и сейсморазведки с применением нейроинформационных технологий на примере ОГТ Юрубчено-Тохомского месторождения // Труды Восьмого Международного симпозиума имени академика М.А. Усова студентов и молодых ученых посвященного 400-летию города Томска «Проблемы геологии и освоения недр». – Томск: ТПУ, 2004. – С. 446–447.
5. **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 (материалы XII Всероссийского семинара. – Красноярск: ИВМ СО РАН, 2004.. – С. 45–48.
6. **Гафуров Д.О.**, Ефимов А.С., Конторович А.А., Красильникова Н.Б., Гафуров О.М., Пономаренко З.Ф. Построение литолого-фациальной модели Талаканского месторождения на основе комплексирования данных ГИС и сейсморазведки

- обучаемыми нейронными сетями // Сборник докладов 3 – го семинара – совещания Тюмень ОЕАГО «Возможности и проблемы обработки и интерпретации результатов сейсморазведочных работ». – Тюмень: ООО НТЦ «Неоком», 2006. – С. 113–119.
7. **Гафуров Д.О.**, Гафуров О.М., Ефимов А.С., Конторович А.А., Красильникова Н.Б. Построение литофациальной модели и прогноз залежей углеводородов на основе нейроинформационных технологий, реализованных в ИНС “Нейроинформгео” на Талаканском нефтегазоконденсатном месторождении // Девятая научно-практическая конференция «Пути реализации нефтегазового потенциала ХМАО» – 2006. – Т.2. – С. 316–323
 8. **Гафуров Д.О.**, Ефимов А.С., Конторович А.А., Красильникова Н.Б., Пономаренко З.Ф., Гафуров О.М. Литологическое расчленение разреза и построение литолого-фациальной модели месторождения на основе комплексирования данных ГИС и сейсморазведки обучаемыми нейронными сетями // Сборник научных материалов 7 Уральского регионального литологического совещания «Литологические аспекты геологии слоистых сред» – Екатеринбург: ИИО ИГГ УрО РАН, 2006. – С. 306–308.
 9. Гафуров О.М., Городников М.А., **Гафуров Д.О.**, Беккерман А.И. Инновационные методы и технологии нефтегазопроисковых работ, нейросетевая парадигма // Сборник научных статей 2-ой выпуск “Инновационные технологии, нейросетевая парадигма геологоразведочных работ на нефть, газ и золото”. – Томск: ТПУ, 2007. – С. 7–21.
 10. Гафуров О.М., **Гафуров Д.О.** Нейроинформационная система “НейроИнформГео” // Сборник научных статей 2-ой выпуск “Инновационные технологии, нейросетевая парадигма геологоразведочных работ на нефть, газ и золото”. – Томск: ТПУ, 2007. – С. 35–54.
 11. **Гафуров Д.О.**, Конторович А.А., Ефимов А.С., Распутин С.Н., Красильникова Н.Б., Пономаренко З.Ф., Мерецкий А.А. Методика комплексной интерпретации атрибутов сейсмического волнового поля, обучаемыми нейронными сетями на примере месторождений Пур-Газовской НГО // Материалы научно-практической конференции “Геология и минерально-сырьевые ресурсы центральной Сибири и прилегающих территорий”. – Красноярск: Территориальное управление по недропользованию по Красноярскому краю РОСНЕДРА РФ, ОАО “Красноярскгеолсъемка”, 2007. – С. 359
 12. Поздняков В.А., Конторович А.А., Гафуров О.М., **Гафуров Д.О.**, Красильникова Н.Б., Мерецкий А.А. Результаты комплексной интерпретации атрибутов сейсмического волнового поля на примере месторождений Восточной Сибири // Материалы научно-практической конференции “Комплексирование геолого-геофизических методов при обосновании нефтегазопроисковых объектов на Сибирской платформе, в Восточной Сибири и Республики Саха (Якутия)”. – Новосибирск: СНИИГГиМС, 2009. – С. 142–146.
 13. Гафуров О.М., **Гафуров Д.О.**, Красильникова Н.Б. Методика прогноза качества коллекторов, нефтегазоносности, промысловых и геологических параметров на лицензионных участках с применением нейроинформационных технологий на основе эталонов-месторождений // Тезисы докладов научно-практической конференции «Современные вызовы при разработке и обустройстве месторождений нефти и газа Сибири» – Томск: ОАО «ТомскНИПИнефть», 2011. – С.113-114.
 14. Гафуров О.М., **Гафуров Д.О.**, Чумаченко В.А., Лю Дунчжоу, Методика прогноза качества коллекторов с применением нейроинформационных технологий для продуктивных горизонтов на основе эталонов // Материалы научно-практического форума, посвященного 50-летию открытия нефти и газа на территории Томской области и 60-летию нефтегазового образования в Сибири “Нефтегазовый комплекс Сибири: Современное состояние и перспективы развития”. – Томск: ФГБОУ ВПО НИ ТПУ, 2012. – С. 25 – 27.