



ОБОСНОВАНИЕ РАЦИОНАЛЬНОГО НАБОРА ДИСТАНЦИОННЫХ ХАРАКТЕРИСТИК МЕСТОРОЖДЕНИЯ, ПОЗВОЛЯЮЩЕГО ОЦЕНИВАТЬ ДО БУРЕНИЯ СКВАЖИН НАИБОЛЕЕ ВЕРОЯТНУЮ ИХ ПРОДУКТИВНОСТЬ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОСЕТЕВОГО АНАЛИЗА

В. В. Достовалов

Рассмотрен комплексный многофакторный нейросетевой анализ двух- и трехмерных данных с использованием кластеризации и модифицированного алгоритма обучения в программной среде «GeolEdit». На примере Юрубчено-Тохомского полигона построены прогнозные карты предполагаемых дебитов углеводородов.

Ключевые слова: нейронная сеть, прогнозирование, нефтегазоносность, кластеризация, Юрубчено-Тохомская зона.

RATIONAL SET OF REMOTE ATTRIBUTES FOR THE FIELD SUBSTANTIATION ALLOWING TO EVALUATE THE MOST PROBABLE WELL PRODUCTIVITY BEFORE DRILLING USING A NEURAL NETWORK ANALYSIS

V. V. Dostovalov

Multivariate complex neural network analysis of two and three-dimensional data using clusterization and modified teaching algorithm in «GeolEdit» software environment is considered. Forecast maps of hydrocarbon flow rates of the Yurubchen-Tokhomo providing ground are constructed as an example.

Key words: neural network, prediction, petroleum potencial, clusterization, Yurubchen-Tokhomo zone.

Комплексованию геолого-геофизической информации посвящено множество научных статей. Наибольшую сложность в задачах комплексной интерпретации данных и прогнозировании представляет выбор рационального набора дистанционных характеристик исследуемого месторождения.

На изучаемой территории могут отсутствовать данные сейсморазведки и разведочного бурения, но при этом может иметься разнородный набор матричных слоев, покрывающих территорию. Как правило, это цифровая модель рельефа, данные магнито- и гравиметрии, космоснимки. Также при доразведке уже открытых месторождений часто есть материалы геохимических исследований, тепловой съемки, радиометрии, электроразведки и т. д. Комплексование таких неравнозначных матричных покрытий ранее было чрезвычайно трудоемко, а результаты весьма неоднозначны.

В настоящее время с ростом мощности компьютерной техники широко распространилось применение искусственных нейронных сетей (ИНС). Исследованиям в этой области посвящено немало работ наших томских [1], казанских [8] коллег и других исследователей. Необычайно высокий интерес к ИНС, проявляемый специалистами из разных областей деятельности, объясняется прежде всего очень широким диапазо-

ном решаемых с их помощью задач (ИНС интенсивно используются в обработке изображений и нелинейном управлении, распознавании образов и адаптивной фильтрации, идентификации и финансовом прогнозировании), а также рядом преимуществ перед другими методами. Характерны для ИНС как средства обработки информации:

- гибкая модель для нелинейной аппроксимации многомерных функций;
- средство прогнозирования во времени для процессов, зависящих от многих переменных (прогнозирование временных рядов);
- классификатор по многим признакам, дающий разбиение входного пространства на области;
- средство распознавания образов;
- инструмент для поиска по ассоциациям;
- модель для поиска закономерностей в массивах данных.

Перспективность использования нейросетевых методов анализа данных также подчеркивается свободой от ограничений обычных компьютеров благодаря параллельной обработке и сильной связанности нейронов: если техника «шагнет вперед», то разработанные алгоритмы будут легко к ней адаптировать.

ИНС позволяет строить многофакторную модель, используя в качестве исходных данных множество слоев, по каждому из которых берутся значения из заданного скользящего окна. Все вышеизложенное обосновывает выбор именно ИНС как



средства многофакторного нелинейного анализа данных. Однако остается открытым вопрос, какие именно параметры необходимо подавать на вход ИНС для получения качественного прогноза.

Реализация искусственной нейронной сети

Перед нами поставлена задача провести анализ Юрубчено-Тохомского полигона с использованием аппарата искусственных нейронных сетей. Для решения этой задачи на базе ГИС GeolEdit [7] создан дополнительный модуль, позволяющий использовать загруженные в GeolEdit данные для моделирования ИНС и проведения ее обучения по модифицированному алгоритму обратного распространения ошибки [5].

Отличительными особенностями разработанного модуля являются:

- изменение стандартной процедуры коррекции весов [3] (автоматический подбор шага коррекции во время обучения ИНС, применение суммарной коррекции по прошествии этапа обучения [6]);
- средства интерактивной визуализации, позволяющие контролировать процесс обучения, отслеживать переобучение ИНС, ускоряющие подбор подходящей модели (число слоев нейронов, их мощность) [6];
- возможность установки коэффициентов значимости для матричных слоев, выбора различных скользящих окон для каждого матричного слоя [2], возможность использования разреженных обучающих данных [5];
- возможность проведения кластерного анализа имеющихся данных (методом самоорганизующихся карт Кохонена), использование результатов кластеризации в качестве обучающих данных для дальнейшего обучения ИНС [2];
- полная интеграция с системой GeolEdit, возможность построения изолиний прогнозных карт, их экспорт.

Выбор рационального набора дистанционных характеристик

Один из наиболее важных вопросов при построении нейросетевой модели – какой набор дистанционных характеристик использовать в качестве обучающих данных. Конечно, если выби-

рать между имеющимися цифровыми моделями рельефа м-бов 1:100 000 и 1:500 000, то мы, безусловно, выберем более детальное покрытие. Но выбор рационального набора дистанционных характеристик, достаточного для решения задач прогнозирования и в то же время целесообразного с экономической точки зрения, – задача неоднозначная и требует от исследователя особой внимательности.

В ходе наших исследований на Юрубчено-Тохомском полигоне было установлено, что для успешного обучения ИНС необходимо подготовить базу данных по гравитационному и магнитному полям, математической поверхности и эрозионной расчлененности дневного рельефа, удельной протяженности и плотности линеаментов, дешифрированных по аэрофотоснимкам, продуктивности пробуренных скважин.

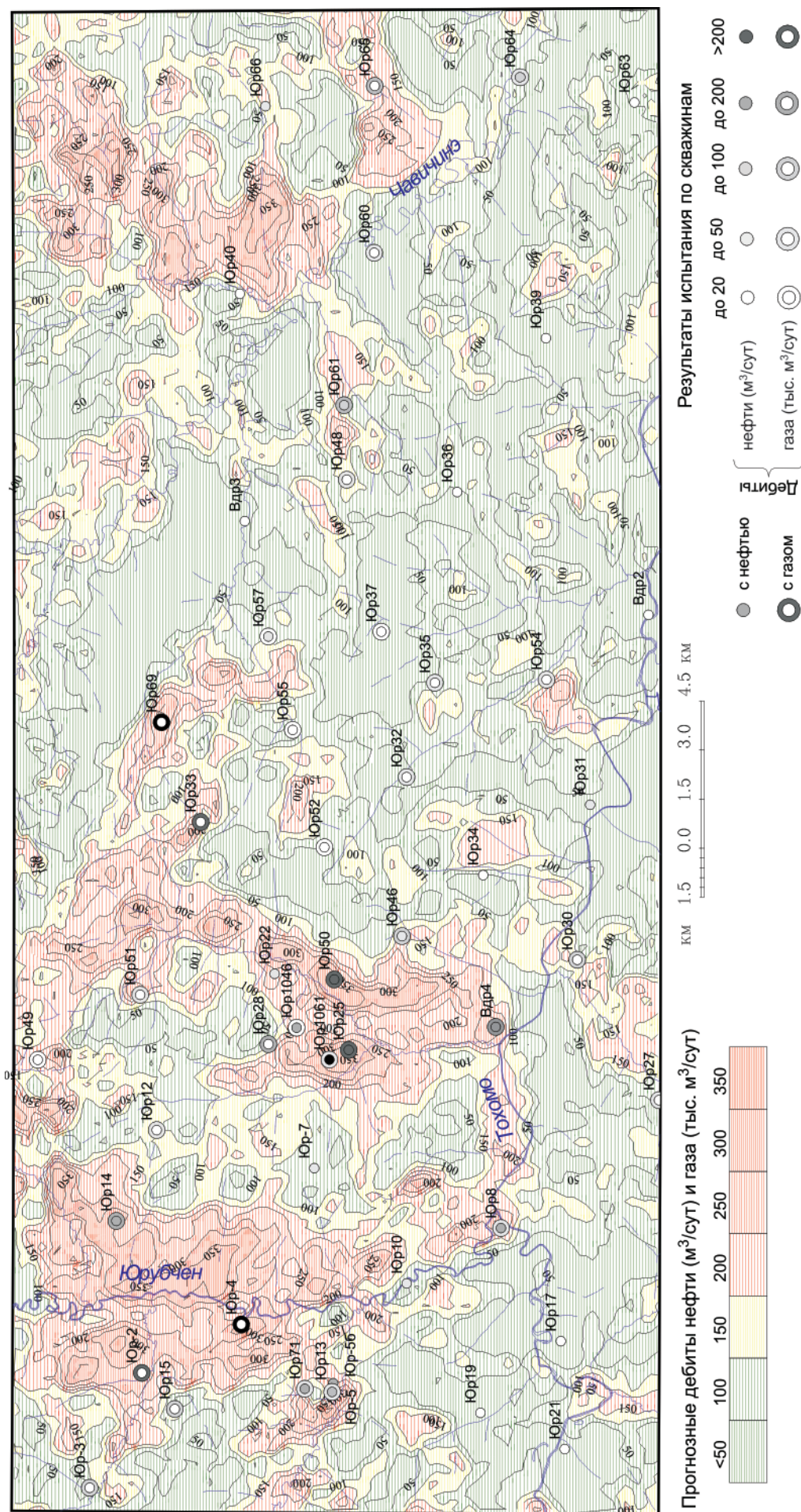
Для каждой дистанционной характеристики оценивается коэффициент значимости, который учитывается при построении комплексной модели. Следует отметить, что данный коэффициент показывает корреляцию отдельных дистанционных характеристик с данными о приточности скважин, но не показывает комплексной многофакторной связи; тем не менее его использование в процессе обучения ИНС позволяет улучшить качество получаемой модели [5].

Далее строится нелинейная комплексная модель, связывающая указанный набор дистанционных характеристик с продуктивностью пробуренных скважин. Автор придерживается позиции исследователей СНИИГГиМС [4]: между источниками геофизических аномалий и геологическими неоднородностями земной коры существуют либо детерминистские (причинно-следственные), закономерно обусловленные, либо вероятностные связи. Провести однозначное соответствие между распределением аномалий любого параметра и, например, нефтегазовыми месторождениями обычно не представляется возможным. И только комплексный анализ дистанционных характеристик позволяет решать основную задачу – прогноз нефтегазоносности.

При необходимости оценить влияние некоторой новой характеристики исследуемой территории проводится построение модели с использова-

Выбор рационального набора дистанционных характеристик

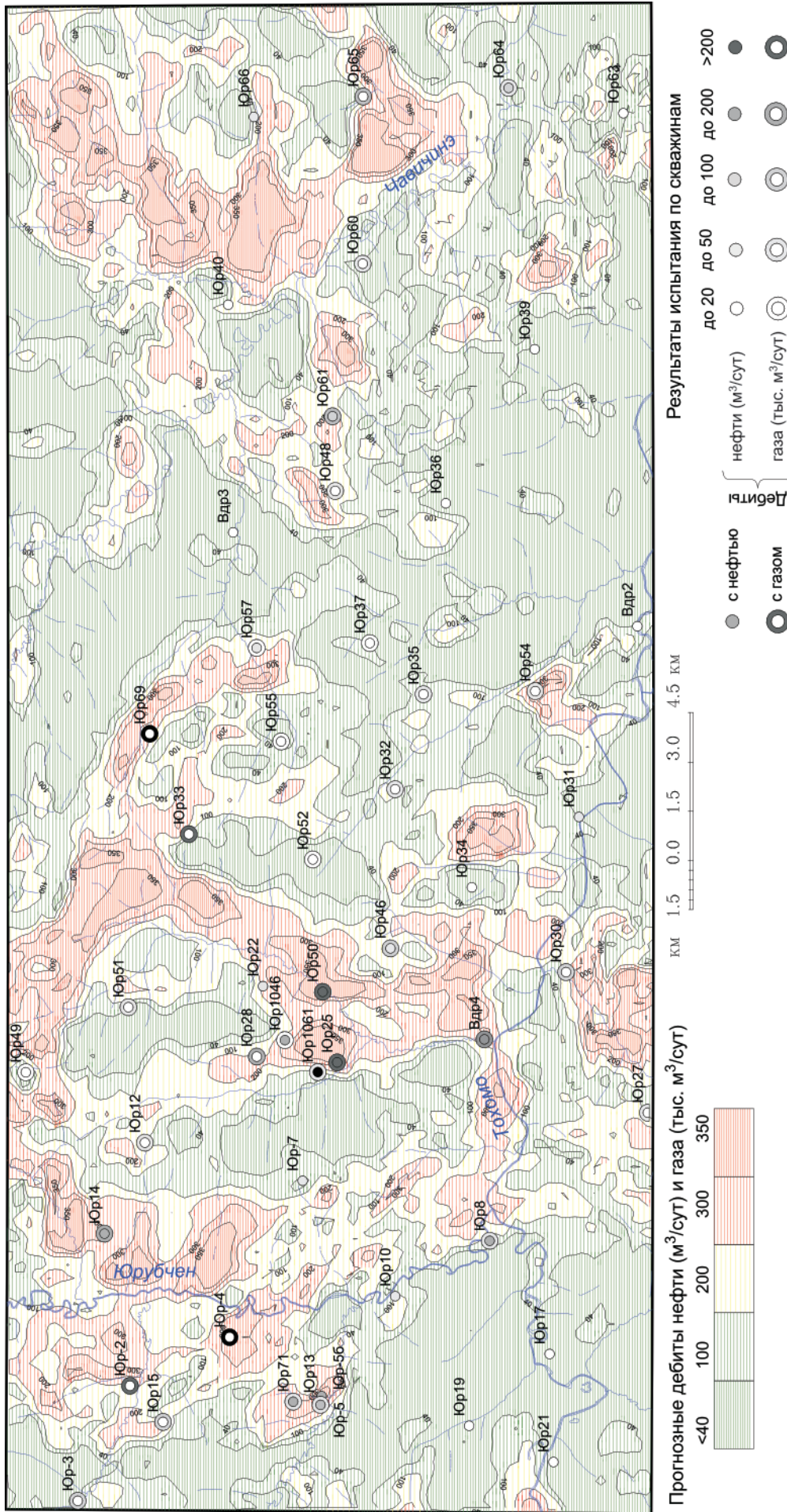
Набор признаков модуля, реализующего искусственную нейронную сеть	Погрешность модели, %
<ul style="list-style-type: none"> • Результаты дешифрирования аэрофотоснимков (линеаменты), • степень эрозионной расчлененности дневного рельефа (морфометрия), • рельеф дневной поверхности, • распределение намагниченности геологических образований в горизонтальном слое 2200–2400 м, • распределение плотностей геологических образований в горизонтальном слое 2200–2400 м 	10,06
<ul style="list-style-type: none"> • Результаты дешифрирования аэрофотоснимков (линеаменты), • степень эрозионной расчлененности дневного рельефа (морфометрия), • рельеф дневной поверхности, • плотность активизированных разломов (получена по данным сейсморазведки 3D) 	8,62
Полнофакторная модель с использованием всех признаков	7,75



При построении модели на вход искусственной нейронной сети подавались следующие дистанционные характеристики:

- результаты дешифрирования аэрофотоснимков (линеаменты),
- степень эрозивной расчлененности дневного рельефа (морфометрия),
- рельеф дневной поверхности,
- распределение намагниченности геологических образований в горизонтальном слое от 2200 до 2400 м,
- плотность активизированных разломов (по данным 3D)

Рис. 1. Нейросетевой прогноз нефтегазоносности Юрубчено-Тохомской зоны с использованием данных 3D сейсмозаписки



При построении модели на вход искусственной нейронной сети подавались следующие дистанционные характеристики:

- результаты дешифрирования аэрофотоснимков (линеаменты),
- степень эрозивной расчлененности дневного рельефа (морфометрия),
- рельеф дневной поверхности,
- распределение намагниченности геологических образований в горизонтальном слое от 2200 до 2400 м,
- распределение плотностей геологических образований в горизонтальном слое от 2200 до 2400 м

Рис. 2. Нейросетевой прогноз нефтегазоносности Юрубчено-Тохомской зоны без использованием данных 3D сейсморазведки



нием и без использования данной характеристики. Полученные результаты сравниваются и делается вывод о целесообразности выбранного набора дистанционных характеристик для изучаемой территории.

Так, из таблицы видно, что использование при построении модели совокупности распределения плотностей и намагниченностей в горизонтальных слоях, близких к предполагаемому продуктивному горизонту, дает вклад, сравнимый с подключением к модели плотности активизированных разломов, получаемых по данным 3D сейсморазведки. Однако не стоит забывать, что под погрешностью модели подразумевается точность, оцененная на тестовой выборке скважин (не участвующих в обучении ИНС). Данная выборка обычно небольшая (мы использовали пять скважин), и получаемые погрешности модели нельзя использовать для точности прогноза.

Проверка на новых данных (были получены дополнительные сведения о результатах испытаний для 10 скважин) показала, что 70 % скважин соответствуют прогнозируемой приточности. В ближайшем будущем планируется проверить полученные результаты на находящемся северовосточнее Курумбинском месторождении.

На рис. 1, 2 представлены прогнозные карты с привлечением при прогнозировании данных 3D сейсморазведки (плотности активизированных разломов на уровне продуктивного горизонта) и без них. Как видно, форма прогнозируемых аномалий во многом совпадает, однако имеется различие в амплитуде поля (при добавлении к обучающим данным плотности активизированных разломов общая перспективность территории в целом оценивается выше).

Данные прогнозные карты подтверждают рациональность выбора набора дистанционных характеристик: опираясь на построенную прогнозную карту (см. рис. 2), можно проводить дорогостоящие сейсмические исследования 3D, в первую очередь на наиболее перспективных участках, а не на всей исследуемой площади.

Выводы

Применение ИНС в задачах прогнозирования – математически обоснованный метод выделения функциональных зависимостей между исходным набором признаков и связанным с ним набором образов, по которым обучается нейронная сеть. Полученная зависимость пригодна для прогнозирования исследуемого показателя на неизученных территориях. Это обосновывает возможность использования нейросетевого анализа для комплексирования разнородных данных. Система, основанная на обучении, способна выводить знания автоматически, а также обнаруживать знания, которые являются специ-

фическими для конкретной задачи и которые трудно представить в виде набора правил. Это дает несомненное преимущество перед алгоритмическим подходом. Принципиальная разница состоит в том, что мы не задаем алгоритм получения оценки перспективности, а описываем правила построения модели, по которой уже производится оценка. Именно поиск скрытых закономерностей в исходных обучающих данных особенно привлекателен при использовании нейросетевого подхода.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Гафуров, О. М.** Разработка нейроинформационных технологий прогноза и управления для решения задачи идентификации геологического тела 3D в интеллектуальной геоинформационной системе «ИнформГео» [Текст] / О. М. Гафуров, С. В. Горбачев // Проблемы нейрокибернетики. – Ростов-на-Дону : ЦВВР, 2002. – Т. 203. – С. 89–92.
2. **Достовалов, В. В.** Опыт применения нейросетевого прогнозирования на месторождениях углеводородов Восточной Сибири [Текст] / В. В. Достовалов, Е. В. Попова // Матер. III Всерос. науч.-практ. конф. «Молодые в геологии нефти и газа». – М. : ВНИГНИ, 2011.
3. **Калан, Р.** Основные концепции нейронных сетей. Пер. с англ. [Текст] / Р. Калан. – М. : Издательский дом «Вильямс», 2003. – 288 с.
4. **Филатов, В. В.** Фрактальность среды и задачи интерпретации геолого-геофизических данных [Текст] / В. В. Филатов // 50 лет на службе геологии Сибири. – Новосибирск : СНИИГГиМС, 2007. – С. 496–502.
5. **Хуторянский, В. К.** Новые аспекты применения нейросетевого прогнозирования на месторождениях углеводородов Восточной Сибири [Текст] / В. К. Хуторянский, В. В. Достовалов, Е. В. Попова // Матер. VI Междунар. науч. конгр. и выставки «Гео-Сибирь-2010». Т. 2. – Новосибирск, 2010. – С. 7–12.
6. **Хуторянский, В. К.** Об оконтуривании известных и выделении новых залежей углеводородов в нейроинформационной среде «GeolEdit» [Текст] / В. К. Хуторянский, В. В. Достовалов // Матер. конф. «Состояние, тенденции и проблемы развития нефтегазового потенциала Западной Сибири». – Тюмень, 2009.
7. **Хуторянский, В. К.** Свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ «GeolEdit» № 990206 [Текст] / В. К. Хуторянский, А. В. Хуторянский // Реестр программ для ЭВМ. – М., 1999.
8. **Швыдкин, Э. К.** Опыт применения нейронных сетей для поисков нефти комплексом геофизических и геохимических методов [Текст] / Э. К. Швыдкин, Н. В. Бормотова, С. В. Чернов // Матер. 31-й сес. Междунар. сем. им. Д. Г. Успенского. – М., 2004.