

На правах рукописи

ПРОКАЗОВ СЕРГЕЙ АНАТОЛЬЕВИЧ

**НЕЙРОСЕТЕВЫЕ МЕТОДЫ И ПРОГРАММНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ
ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ НЕФТЕПРОМЫСЛОВОЙ
ГЕОЛОГИИ**

**Специальность 05.13.01 – «Системный анализ, управление и обработка
информации»**

А в т о р е ф е р а т
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Томск - 2003

Работа выполнена на кафедре оптимизации систем управления Томского политехнического университета.

Научный руководитель: доктор технических наук,
профессор В.А. Силич

Официальные оппоненты: доктор технических наук,
профессор
Н.Г. Марков

кандидат технических наук,
доцент В.П. Комагоров

Ведущая организация: Томский университет
систем управления и
радиоэлектроники, г.
Томск.

Защита состоится 24 декабря 2003 г. в 15⁰⁰ ч. на заседании диссертационного совета Д 212.269.06 при Томском политехническом университете по адресу: 634034, г.Томск, ул. Советская, 84, институт «Кибернетический центр» ТПУ.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Томского политехнического университета по адресу: 634034, г. Томск, ул. Белинского, 53.

Автореферат разослан « ____ » _____ 2003 г.

Ученый секретарь
диссертационного совет
к.т.н., доцент



М.А. Сонькин

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Эффективная разработка нефтегазовых месторождений невозможна без полного и всестороннего моделирования процессов, происходящих в эксплуатируемом пласте - коллекторе. К числу наиболее важных задач моделирования относятся: прогноз величин дебитов нефтяных скважин; прогноз изменения полей пластовых давлений в пласте; оценка эффективности проводимых и планируемых геолого-технологических мероприятий (ГТМ).

Нефтегазоносный пласт-коллектор, вскрытый добывающими и нагнетательными скважинами, является сложной, динамической системой, требующей сложного, наукоёмкого, математического моделирования. На сегодняшний день трёхмерные, трёхфазные, математические модели, основанные на методах теории фильтрации жидкостей и газа в пористых средах, позволяют достаточно точно моделировать процессы, происходящие в разрабатываемом пласте - коллекторе. Однако наибольшую трудность вызывает настройка или адаптация математической модели к реальному промысловому объекту. Существует целый ряд геологических параметров, который не может быть точно измерен. Значения таких параметров подбирается эмпирически на основе опыта геологов-экспертов и геолого-технической информации получаемой с промыслового объекта.

Применение традиционных методов прогнозирования процессов нефтедобычи с использованием методов решения краевых задач теории фильтрации, методов трубок тока, характеристик вытеснения, статистических методов и т.д. сопряжено с трудностями связанными с неполнотой или искажённостью информации характеризующей поведение прогнозируемой системы, и, как следствие, не полной адекватности математической модели и реального промыслового объекта.

Одним из перспективных методов решения сложных задач нефтепромысловой геологии является имитационное моделирование, реализуемое на основе искусственных нейронных сетей (ИНС).

Применение имитационных моделей, основанных на ИНС, часто представляется более целесообразным, так как такие модели не требуют знаний о внутренних процессах, происходящих в разрабатываемых пластах, которые зачастую отсутствуют.

Основные вопросы, связанные с теоретическими и практическими аспектами применения ИНС представлены в многочисленных работах отечественных исследователей А.Н. Горбаня, В.Л. Дунина-Барковского, Е.Н. Соколова, В.А. Охонина, Н.П. Абовского Е.М. Миркеса, С.А. Терехова, Д.А. Россиева и др., а также зарубежных авторов, таких, как М. Minsky, D.E.Rumelhart, S. Haykin, G. Hinton, T. Kohonen, R. Hecht-Nielsen, C.M. Bishop, S. Grossberg, J.J. Hopfield, D. Hebb и других.

Однако в области разработки нейросетевых моделей для решения задач нефтепромысловой геологии сделаны только первые шаги.

В настоящее время на рынке программных продуктов существует множество нейроимитаторов, которые предоставляют широкие возможности для работы с нейронными сетями. Однако большинство из них нацелено на работу с непосредственным участием пользователя в диалоговом режиме. Также необходимо отметить, что в существующих нейроимитаторах отсутствует возможность встраивания в существующие информационные системы, применяющиеся в нефтепромысловой геологии.

Всё вышеизложенное позволяет считать, что исследования в области нейросетевых методов моделирования процессов нефтедобычи, а также разработка нейроимитаторов, поддерживающих решение задач нефтепромысловой геологии являются актуальными и представляют теоретический и практический интерес.

Целью диссертационной работы является разработка математического, методического и программного обеспечения для решения задач нефтепромысловой геологии нейросетевыми методами в условиях недостаточной геолого-технологической информации о промысловых объектах.

Для достижения этой цели необходимо решить следующие задачи:

- Исследовать нейросетевые методы решения задач нефтепромысловой геологии, определить круг задач, решение которых целесообразно данными методами.
- Разработать нейросетевые модели, прогнозирующие следующие показатели нефтедобычи: среднесуточные дебиты отдельных добывающих скважин, суммарные дебиты группы скважин.
- Разработать нейросетевые модели, прогнозирующие изменения полей пластовых давлений, вызванные эксплуатацией пласта-коллектора.
- Разработать нейросетевую методику оценки эффективности проводимых и планируемых ГТМ.
- Исследовать устойчивость нейросетевых моделей процессов нефтедобычи к зашумлённым входным данным на основе численных экспериментов.
- Исследовать точностные характеристики и устойчивость построенных нейросетевых моделей на реальных промысловых данных.
- Разработать методику нейросетевого моделирования процессов нефтедобычи.
- Разработать программное обеспечение для решения поставленных задач и интегрируемое в существующие информационные системы.
- Провести апробацию созданных моделей и программного обеспечения при

решении ряда практически - важных задач нефтепромысловой геологии.

Методы исследований. В работе использованы методы теории искусственных нейронных сетей, теории фильтрации жидкости в пористых средах, теории моделирования, теории создания объектно-ориентированного программного обеспечения.

Научная новизна

- Предложены новые нейросетевые модели, прогнозирующие среднесуточные дебиты добывающих скважин и суммарные дебиты группы скважин, с приемлемой для практических целей ошибкой прогнозирования (2 - 30%).
- Предложены новые нейросетевые модели, прогнозирующие изменения полей пластовых давлений, с приемлемой для практических целей ошибкой прогнозирования (средняя ошибка менее 5 %).
- Предложена оригинальная методика использования нейросетевых моделей, для разделения эффектов от одновременно проводимых ГТМ и оценки величины прироста добычи нефти, связанного с тем или иным ГТМ.
- Показана устойчивость нейросетевых моделей, аппроксимирующих процессы однофазной фильтрации жидкости в пористых средах, к зашумлениям (до 30%) в обучающих выборках.

Практическая ценность работы заключается в следующем:

- Разработанные нейросетевые модели и прикладное программное обеспечение использованы для построения имитационных моделей процессов нефтедобычи в практической нефтепромысловой геологии, научных исследованиях, учебном процессе.
- Разработанные нейросетевые модели используются для прогноза следующих технологических и геологических показателей нефтедобычи: среднесуточные дебиты нефти добывающих скважин, суммарные дебиты группы скважин, поля пластовых давлений в разрабатываемом пласте-коллекторе.
- Разработанные нейросетевые модели прогноза дебитов нефти индивидуальных скважин используются для разделения эффектов от одновременно проводимых ГТМ и оценки величины прироста добычи нефти, вызванного тем или иным ГТМ.
- Разработанная методика моделирования процессов нефтедобычи на основе нейросетевых методов, позволяет быстро создавать нейросетевые модели на основе промысловых данных и отличается от общепринятых методик нейросетевого моделирования рекомендациями по выбору типов и структуры обучающих выборок.
- Созданное программное обеспечение позволяет существенно ускорить и

облегчить работу с нейросетевыми моделями процессов нефтедобычи за счёт возможности интеграции с существующими информационными системами, а также за счёт возможности модификации нейросетевых модулей в соответствии с решаемыми задачами.

Основные положения, выносимые на защиту

- Разработанные нейросетевые модели для решения следующих задач нефтепромысловой геологии: прогнозирование среднесуточных дебитов индивидуальных скважин и суммарного дебита группы скважин.
- Методика оценки эффективности проводимых и планируемых ГТМ, основанная на нейросетевых моделях, прогнозирующих показатели нефтедобычи.
- Результаты исследования устойчивости нейросетевых методов решения задач нефтепромысловой геологии к входным данным с высоким уровнем шума (до 30%).
- Программное обеспечение созданных нейросетевых компонентов, позволяющее решать задачи нефтепромысловой геологии на основе нейросетевого подхода.

Апробация работ

Результаты работы докладывались на: региональной научно - практической конференции «Радиотехнические и информационные системы и устройства» (Томск, 2000); V-ой Всероссийской научно-технической конференции «Информационные технологии в науке, проектировании и производстве» (Нижний Новгород, 2002); семинаре «Информационные технологии в геологии и нефтедобыче», в рамках четвертой Межрегиональной специализированной выставки-конгресса «НЕФТЬ И ГАЗ-2003». Организатор – ЗАО «ЮКОС ЭП» (Томск, 2003); 4-ой научно-практической конференции "Современные средства и системы автоматизации" (Томск, 2003).

Личный вклад

1. Постановка задач исследования выполнена автором совместно с Б.П. Иваненко и В.А. Силичем.
2. Разработка нейросетевых моделей для решения задач нефтепромысловой геологии выполнена автором совместно с Б.П. Иваненко.
3. Разработка методик нейросетевого моделирования процессов нефтедобычи выполнена автором совместно с Б.П. Иваненко.
4. Методика использования нейросетевых моделей, прогнозирующих показатели нефтедобычи, для оценки эффектов от ГТМ разработана автором совместно с Б.П. Иваненко.
5. Исследование устойчивости нейросетевых методов решения задач

нефтепромышленной геологии к входным данным с высоким уровнем шумов выполнены автором совместно с Б.П. Иваненко.

6. Исследование шумоподавляющих свойств нейросетевых моделей процессов нефтедобычи выполнено лично автором.
7. Разработка концепции ПО для решения задач нефтепромышленной геологии выполнена автором совместно с Б.П. Иваненко.
8. Разработка алгоритмического и программного обеспечения компонентов NetCore, NNetAX, а также нейроимитатора NNet выполнены лично автором.

Внедрение результатов и НИР

Результаты работы используются для прогнозирования показателей нефтедобычи и оценки эффективности проводимых ГТМ в ЗАО «Соболиное», занимающееся разработкой нефтегазового месторождения «Соболиное» (Томская область), а также для выполнения госбюджетной научно-исследовательской работе № 1.38.99 «Исследование математических методов моделирования и оптимального управления многосвязными системами с распределёнными параметрами» на этапе 2003 года: «Нейросетевые методы исследования систем с распределёнными параметрами».

Работа состоит из введения, четырёх глав, заключения, списка использованных источников из 102 наименований. Объём основного текста диссертации составляет 112 страниц машинописного текста, иллюстрированного 48 рисунками и 6 таблицами.

СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во **введении** обосновывается актуальность темы диссертационной работы, определяется цель и основные решаемые задачи, описываются научная новизна и практическая ценность работы.

В **первой главе** диссертации проведён анализ существующих методов моделирования процессов нефтедобычи, на основании которого сделан вывод о том, что математическое моделирование процессов нефтедобычи, основанное на методах теории фильтрации жидкости в пористых средах, является сложной, наукоёмкой задачей, не всегда разрешимой в короткие сроки и с приемлемыми затратами, и, следовательно, существует потребность в разработке новых методов моделирования систем разработки месторождений. Для решения следующих задач, применение имитационных моделей, основанных на ИНС, представляется более целесообразным, так как знания о внутренних процессах, происходящих в разрабатываемых пластах, не всегда являются необходимыми:

- задачи прогноза добычи нефти для отдельных скважин и суммарной

- добычи нефти для группы скважин, прогноз базового уровня добычи;
- оценка эффективности проводимых и планируемых ГТМ (геолого-технических мероприятий);
 - исследование интерференции скважин;
 - прогноз полей пластовых давлений.

Проведён анализ нейросетевых технологий, на основании которого сделан вывод о том, что данные технологии обладают широкими возможностями позволяющими создавать не наукоемкие, гибкие, самонастраивающиеся, имитационные модели. В многочисленных работах отечественных и зарубежных исследователей показано, что для задач прогнозирования главным образом используются сети прямого распространения (многослойные персептроны) обучение которых основано на градиентных методах.

Проведён анализ существующего нейросетевого, программного обеспечения. На основе проведённого анализа обоснована необходимость разработки программного нейроимитатора для решения задач нефтепромысловой геологии, а также сформулированы предъявляемые к нему требования.

Во **второй главе** *«Построение нейросетевых моделей процессов нефтедобычи»* описываются нейросетевые модели, прогнозирующие геолого-технологические параметры процессов нефтедобычи, и предлагается методика создания подобных моделей. Также рассматривается использование нейросетевых моделей для оценки эффектов от различных, одновременно проводимых, ГТМ.

Рассмотрим задачу прогноза добычи нефти по данным ежемесячных регламентных наблюдений. Расчеты проводились для выделенной ячейки нефтеносного пласта, состоящей из 6 нагнетательных скважин расположенных на границах ячейки и 9 добывающих скважин, находящихся внутри ячейки. Цель расчетов – оценка эффективности и точностных характеристик нейросетевых методов прогноза.

При расчетах использовался пакет программ «Statistica Neural Networks» и авторская разработка – программа NNet (описывается в главе 4).

Параметры расчета после оптимизации параметров сети:

- Многослойная сеть, содержащая 8 нейронов во входном слое, один в выходном и по 6 нейронов в двух скрытых слоях, обучающаяся по методу «back propagation».
- Поля обучения – время работы и объемы среднемесячной закачки для 6 нагнетательных скважин, а также характеристики добывающей скважины - время работы, среднемесячные объёмы добычи воды и нефти, отбор жидкости.
- Информация за период с 01.01.97 года по 01.10.2000 года использовалась

для обучения сети. Период прогноза 12 месяцев с 01.11.2000 года по 01.10.2001 года.

- Количество примеров для обучения – 333 (с учетом пробелов в базе данных).

Для оценки точности прогноза после выбора и упрощения структуры сети прогноз осуществлялся для нескольких инициализаций сети, с последующим усреднением полученных результатов.

Результаты прогноза представлены на рис. 1.

Кривая 1 – суммарная добыча нефти (для 9 скважин), кривая 2 - прогнозные значения, полученные путем усреднения по 10 инициализациям сети. Результат был получен суммированием данных прогноза по каждой отдельной скважине. Здесь же, в порядке иллюстрации, приведены данные прогноза для низко дебитной скважины - кривая 3, кривая 4 – реальный дебит данной скважины. Скобками указан 15 % интервал погрешностей.

Приведем количественные оценки, характеризующие точность нейросетевого прогноза. В качестве критериев выберем максимальные отклонения прогнозных значений добычи нефти от реальной для каждой инициализации сети.

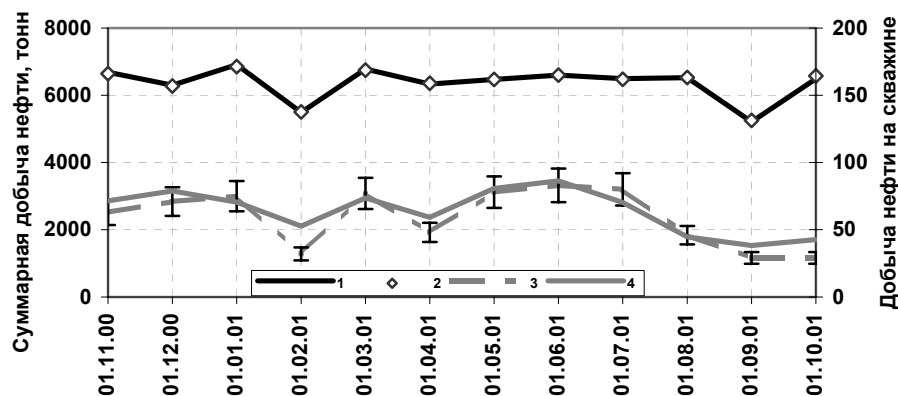


Рис.1 Прогноз добычи нефти на 12 месяцев

Соответствующие оценки выглядят следующим образом:

- для скважин (низкодебитных) со среднемесячным дебитом менее 100 тонн максимальная ошибка прогноза составляет величину порядка 10-30%;
- для скважин (среднедебитных) со среднемесячным дебитом порядка 100-1500 тонн максимальная ошибка прогноза составляет величину порядка 6-10%;
- для скважин (высокодебитных) со среднемесячным дебитом более 1500 тонн максимальная ошибка прогноза составляет величину порядка 3-5%;
- ошибка прогноза суммарной добычи нефти по всем скважинам не

превышает 2%.

Очевидно, что приведенные выше оценки позволяют говорить о высокой эффективности нейросетевых методов решения задач прогноза добычи нефти как для отдельных скважин, так суммарной добычи нефти для группы скважин.

Далее в работе предлагается методика использования нейросетевых моделей прогноза дебитов скважин для разделения эффектов от одновременно проводимых ГТМ. Данная задача рассматривается на конкретном примере. Объектом исследования остается выделенная нами ранее ячейка пласта. Из истории разработки известно, что на одной из скважин 01.06.2000 г. проводилось заглубление насоса при практически одновременном увеличении темпов закачки на нагнетательных скважинах в 2-3 раза. Для решения поставленной задачи изменим параметры расчета следующим образом:

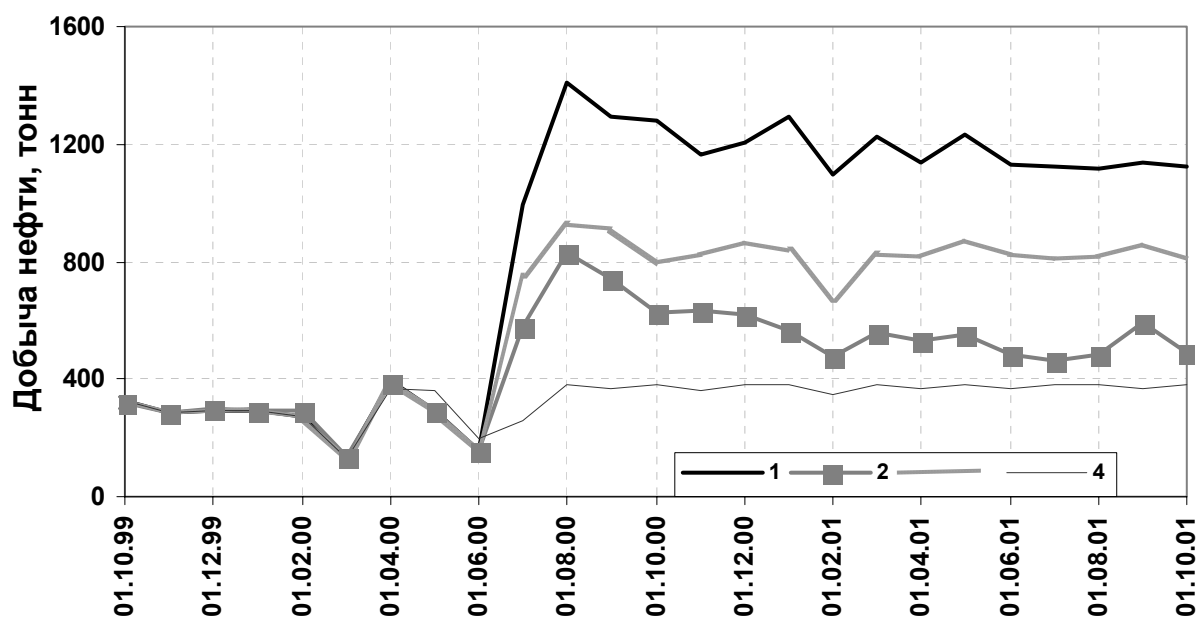


Рис. 2. Оценка эффективности ГТМ

Выбираем период обучения сети с 01.01.97 г. по 01.06. 2000 г., т.е. до начала проведения ГТМ и исключаем из полей обучения глубину погружения насосов. Далее поступаем следующим образом: строим несколько нейронных сетей, в каждой из которых, в зависимости от решаемой задачи удаляем те или

иные поля обучающей выборки, описывающие соответствующие процессы, например закачку. Обучаем полученные сети, решаем задачи прогноза и анализируем полученные результаты, представленные на рис. 2.

На рис. 2 кривая 1 – фактический уровень добычи нефти. Кривая 2 получена на основе обучающей выборки, в которой использовались данные только по работе добывающих скважин. При расчете кривой 3 в обучающую выборку входили данные по закачке. Кривая 4 соответствует базовому уровню добычи и получена путём расчётов характеристик вытеснения.

Анализируя представленные на рис. 2. результаты легко видеть значительное расхождение между фактическим уровнем добычи и прогнозными значениями. На наш взгляд, такое расхождение, прежде всего, обусловлено неадекватностью обучающей выборки реальным физическим процессам, происходящим в процессе разработки месторождения. Период обучения был сознательно выбран до момента проведения ГТМ. Именно это и позволяет нам интерпретировать расхождение между реальными и прогнозными данными как вклад, обусловленный проведением ГТМ (заглубление насоса) и тем самым оценить эффективность ГТМ. В свою очередь различие между прогнозными кривыми 2 и 3 позволяет нам оценить влияние закачки. Отметим, что именно такой прием и позволяет в дальнейших исследованиях разделять различные факторы, влияющие на процесс нефтедобычи. Например, закачку и интерференцию скважин, закачку и заглубление насосов и т.д.

Другой актуальной задачей нефтепромысловой геологии является прогнозирование изменений полей пластовых давлений.

Прогноз полей давлений осуществлялся по ежемесячным данным разработки одного из трех продуктивных пластов реального месторождения. Количество работающих добывающих скважин в каждом месяце варьировалось от 51 до 60.

Параметры расчета после оптимизации параметров сети:

- Многослойная сеть, содержащая 8 нейронов во входном слое, один в выходном и по 7 нейронов в двух скрытых слоях, обучающаяся по методу «back propagation».
- Поля обучения – время снятия замеров, координаты скважин, глубина погружения насосов, динамический уровень, забойное давление, среднесуточные дебиты по добыче нефти и отбору жидкости и время работы скважин. Данные по закачке отсутствовали.
- Период обучения сети с 01.04.2001 года по 01.11.2001 года.
- Количество примеров для обучения – 387 из них 38 верификационные;
- Период прогноза 1 месяц.

Результаты расчётов представлены на рисунке рис. 3.

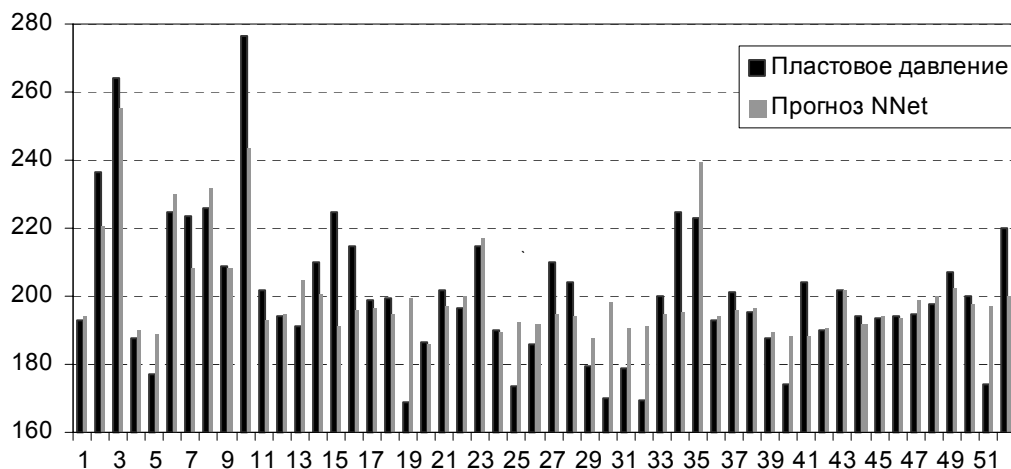


Рис. 3 Прогноз значений пластовых давлений

На гистограмме представлено реальное значение пластового давления для 52 скважин, а также усреднённые результаты прогноза, полученные при помощи NNet по 10 различным инициализациям сети.

Качество прогнозирования оценивалось показателем процентной погрешности MAPE (Mean Absolute Percentage Error), определяемом следующим выражением:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{P_t - \hat{P}_t}{P_t} \right| * 100\%, \quad (1)$$

где \hat{P} - прямо спрогнозированное значение;

P - фактическое значение;

n - число скважин, для которых составлялся прогноз.

Легко заметить, что по смыслу это есть ни что иное, как погрешность определения среднепластового давления. Значение MAPE для прогноза составило 4.9% соответственно. Однако, анализируя рисунок 3 можно заметить, что имеются некоторые отклонения прогноза от промысловых данных. Максимальная абсолютная ошибка значения пластового давления на прогнозный период составила 17,5 % тогда как примерно для половины значений ошибка не превысила 3 %. Подобные выбросы можно объяснить нерегулярностью сбора данных о пластовом давлении и ошибками в базе данных. Кроме того, негативное влияние на точность прогноза внесло отсутствие данных о работе нагнетательных скважин. Но в целом можно говорить о том, что задача прогнозирования

изменений полей пластовых давлений может быть успешно решена нейросетевыми методами.

Далее в работе представлены методики решения представленных выше задач нефтепромысловой геологии в виде диаграмм IDEF0. Данные методики помимо общепринятых принципов нейросетевого моделирования содержат рекомендации по выбору структуры и состава обучающих выборок в зависимости от цели моделирования и исходной промысловой информации.

В **третьей главе** – «Исследование устойчивости процессов нефтедобычи» проведено исследование нейросетевых моделей процессов нефтедобычи к неточностям и шумам во входных данных на основе замкнутых численных экспериментов.

Для исследования устойчивости нейросетевых моделей предназначенных для прогноза показателей нефтедобычи к искажениям входной информации воспользуемся следующей методикой: при помощи методов математического моделирования создадим физическую модель пласта - коллектора, вскрытого системой нагнетательных и добывающих скважин. Пользуясь данной моделью, создадим базу данных истории разработки пласта, содержащую информацию аналогичную той, что собирается в ходе регламентных измерений технологических и геологических параметров скважин (достоверные, неискажённые данные). На основании уравнений однофазной фильтрации были созданы три модели с различным количеством скважин и вариантами их расположения. Количество скважин представлено в таблице 1.

Таблица 1.

	Кол-во добывающих скважин	Кол-во нагнетательных скважин
1	3	2
2	6	3
3	15	6

Расчеты проводились для четырехлетнего интервала наблюдения. Далее проводилось помесячное усреднение полученных результатов (дебитов, давлений, приемистостей, времени работы скважин) и расчетные данные также «зашумлялись» случайным образом, а лишь затем проводился расчет суммарного дебита. «Зашумленные» данные рассчитывались для трёх уровней вносимой погрешности, которые задавали следующим образом 10, 20, 30% для дебитов и приёмистостей и, соответственно, 2, 4, 6% для времени работы скважин.

Общая схема проведения замкнутого численного эксперимента, предназначенного для исследования эффективности нейросетевых методов прогноза

показателей нефтедобычи, представлена на рисунке 4 в виде функциональной диаграммы описания процессов, выполненной по методологии IDEF0.

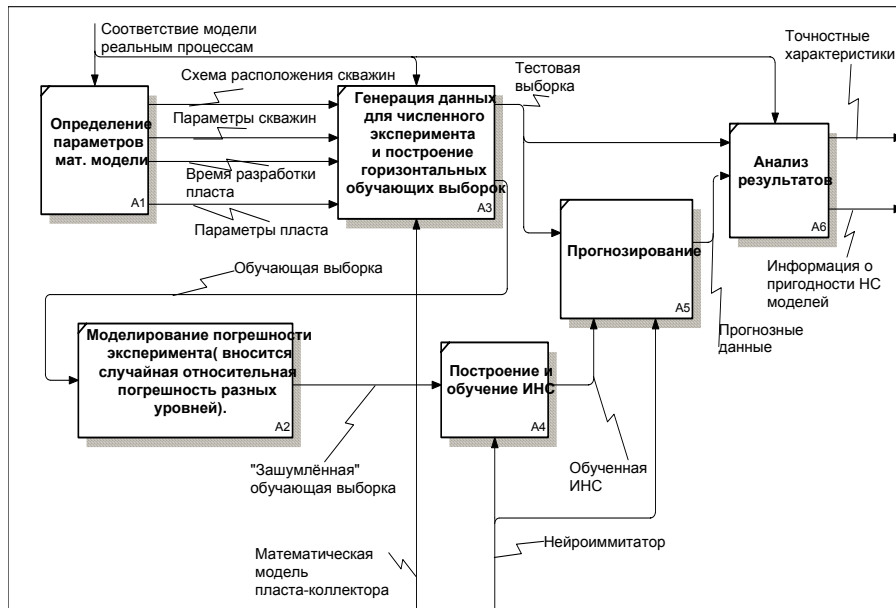


Рис.4 Диаграмма процессов численного эксперимента предназначенного для исследования эффективности нейросетевых методов прогноза показателей нефтедобычи

Рассмотрим решение поставленной задачи с помощью линейной сети. Данный класс нейронных сетей не способен решать сложные, нелинейные задачи, однако в ряде случаев линейные модели успешно справляются с такой задачей как решаемая в данном разделе проблема прогноза показателей нефтедобычи по данным помесячных регламентных наблюдений.

Средние оценки погрешностей прогноза в зависимости от числа скважин и уровней вносимых погрешностей приведены на рис. 5 и в прикрепленной к нему таблице.

Теперь обратимся к нелинейным моделям и решим аналогичную задачу с их помощью. Принимая во внимание относительно низкую погрешность линейной модели, можно предположить, что нейронная сеть должна обладать минимальным количеством вычислительных ресурсов. Отталкиваясь от данного предположения, экспериментально была подобрана следующая архитектура: двухслойная сеть, количество нейронов в которой было от 3 до 5. Все расчеты производились при помощи NNet. Для обучения использовался алгоритм обратного распространения ошибки.



Рис.5. Зависимость средних ошибок прогноза суммарного дебита от числа добывающих скважин при различном уровне вносимых погрешностей

Средние ошибки прогноза для всех моделей и уровней вносимых погрешностей приведены на рис. 6 и в прикрепленной к нему таблице.

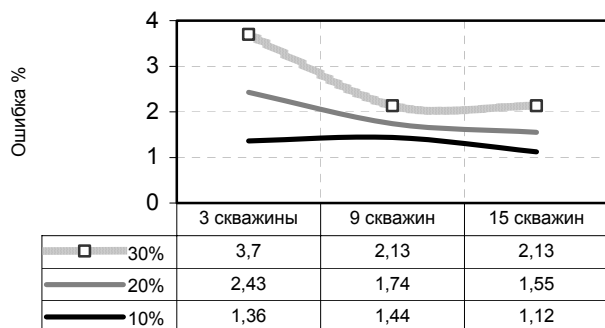


Рис. 6 Зависимость средних ошибок прогноза суммарного дебита от числа добывающих скважин при различном уровне вносимых погрешностей

Проведённые численные эксперименты продемонстрировали, что помимо устойчивости к вносимым погрешностям (зашумлению), нейросетевые модели процессов нефтедобычи обладают еще одним важным свойством: ослабление (сглаживание) вызванных зашумлением искажений в значениях прогнозируемого параметра. С ростом зашумления обучающей выборки, нейронная сеть начинает воспринимать шумы, как некоторые характерные особенности моделируемого процесса. Однако даже при достаточно большом (%30 максимум) уровне вносимых погрешностей можно говорить об устойчивости ИНС к зашумлениям, так и об их хороших фильтрационных свойствах. В таблице 2 приведены количественные оценки ошибок нейросетевого прогноза и ошибок, вызванных зашумлением данных.

Таблица 2

		Уровень зашумления		
		10%	20%	30%
3 скважины	ошибки прогноза	1,56	2,38	4,71
	ошибки зашумления	2,95	4,65	9,18
9 скважин	ошибки прогноза	1,16	2,25	3,39
	ошибки зашумления	1,67	3,78	4,62
15 скважин	ошибки прогноза	1,22	1,7	2,04
	ошибки зашумления	1,28	2,47	3,65

В четвёртой главе описывается программное обеспечение, разработанное для решения задач нефтепромысловой геологии.

Для нейросетевого моделирования процессов нефтедобычи, было разработано специальное программное средство «NNet» в соответствии с требованиями, сформулированными в первой главе. Данное средство ориентировано на работу в Win32 – совместимых платформах.

Учитывая ресурсоёмкость нейровычислений, одним из критериев при нейроимитатора была экономия ресурсов компьютера. Программная реализация данного пакета осуществлена при помощи языка программирования низкого уровня Microsoft Visual C++ 6.0. От приложений, основанных на ИНС, требуется значительное быстроедействие, особенно на этапе обучения сети, и чем ниже уровень, на котором ведётся разработка, тем обычно выше быстроедействие. В Microsoft Visual C++ разработка осуществляется на гораздо более низком уровне по сравнению с RAD – средствами, такими как, Borland C++ Builder или Visual Basic фирмы Microsoft. С одной это несколько увеличивает время разработки приложений, но с другой стороны, это позволяет делать их более устойчивыми и более быстрыми.

В основе разработанного программного средства лежит модель многокомпонентных объектов COM (Component Object Model). COM – это метод разработки программных компонентов, небольших двоичных исполняемых файлов, которые предоставляют необходимые сервисы приложениям, операционным системам и другим компонентам.

Ядром программного средства нейросетевого моделирования NNet является

COM – объект *NetCore*, предоставляющий нейросетевую функциональность через интерфейс *INetCore*. Данный объект можно использовать из языков программирования поддерживающих работу с указателями и динамическими массивами данных (например, C++ или Object Pascal).

Для работы с языками программирования не поддерживающими указатели (Microsoft Visual Basic, Visual Basic for Applications, VB-Script, Java-Script), был разработан COM-объект *NNetAX*. Данный объект, по сути являющийся невидимым в момент исполнения программы ActiveX-элементом, предоставляет нейросетевую функциональность на более высоком уровне посредством интерфейса *INNetAX*. Разработанные нейросетевые компоненты *NetCore* и *NNetAx* обладают всей функциональностью, необходимой для нейроимитатора общего назначения. Среди функциональных возможностей разработанных нейросетевых компонент отметим те из них, которые отсутствуют в существующих нейроимитаторах. Это следующие возможности.

- Импорт данных из форматов хранения данных, используемых в симуляторе Eclipse.
- Экспорт результатов работы ИНС в распространённые форматы хранения информации (текстовые таблицы) а также в формат Eclipse.

Возможны следующие варианты встраивания нейросетевых модулей моделирования процессов нефтедобычи в геоинформационные системы, предназначенные для управления процессом разработки нефтяных месторождений:

1. Информационная система агрегирует нейросетевой модуль, и, по сути, является контейнером COM-объектов, предоставляющих нейросетевую функциональность;
2. Модуль нейросетевого моделирования является независимым программным средством и взаимодействует с информационной системой посредством экспорта и импорта данных через файлы, сохраняемые на жёстком диске.

Использование первого варианта, даёт более широкие возможности, однако и налагает множество требований, как к системе, так и к модулю. Более тесная интеграция ускоряет работу, делает её эффективнее. Однако подобный подход требует изменения исходного кода системы, что не всегда возможно и целесообразно.

Исходя из невозможности модифицировать исходные коды информационных систем (например симулятора процессов нефтедобычи Eclipse), авторами был избран второй подход, подразумевающий реализацию нейросетевого модуля моделирования процессов нефтедобычи в виде отдельно исполняемой программы.

Все требования к данному имитатору и схема взаимодействия процессов внутри данного программного продукта были сформулированы в виде структурно

– функциональной диаграммы процессов, выполненной по методологии IDEF0. На основании данной диаграммы был разработан нейроимитатор NNet, позволяющий ускорять и облегчать создание нейросетевых моделей процессов нефтедобычи.

В заключении приводятся основные результаты работы:

1. Проведён анализ существующих методов моделирования процессов нефтедобычи, на основе которого сделан вывод: применение традиционных методов прогнозирования процессов нефтедобычи сопряжено со значительными трудностями, вызванными неполнотой геолого-промысловой информации, что в некоторых случаях делает невозможной настройку математических моделей на реальные промысловые объекты в короткие сроки и с приемлемыми затратами. Обоснована актуальность поиска новых подходов к моделированию процессов нефтедобычи.
2. Проведён анализ нейросетевых технологий и обоснована необходимость разработки новых методик имитационного моделирования процессов нефтедобычи, основанных на нейросетевом подходе.
3. Разработаны нейросетевые модели, прогнозирующие основные технологические и геологические показатели нефтедобычи (среднесуточный дебит индивидуальных скважин, суммарный дебит нескольких скважин, изменение полей пластовых давлений разрабатываемого пласта-коллектора) и исследованы точностные характеристики и устойчивость на реальных промысловых данных.
4. Разработана методика оценки эффектов от проводимых и планируемых ГТМ при помощи разработанных нейросетевых моделей для прогноза показателей нефтедобычи, позволяющая разделять эффекты от различных, одновременно проводимых, ГТМ (заглубление насосов, интенсификация добычи и т.д.).
5. Предложена методика нейросетевого моделирования процессов нефтедобычи, основанная на структурно-функциональном подходе, позволяющая ускорить процесс создания нейросетевых моделей для решения задач нефтепромысловой геологии.
6. Исследованы точностные характеристики и устойчивость нейросетевых моделей на реальных, промысловых данных.
7. Показана устойчивость нейросетевых моделей процессов нефтедобычи к входным данным с высоким уровнем шумов (до 30%) на основе численных экспериментов.
8. Проведён анализ существующих нейроимитаторов и обоснована

необходимость разработки нейроимитатора для решения прикладных задач нефтепромысловой геологии, сформулированы требования к нему. В соответствии с данными требованиями разработано программное обеспечение, позволяющее ускорить и облегчить решение задач нефтепромысловой геологии.

ОСНОВНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ:

1. Иваненко Б.П., Проказов С.А. *Нейросетевые методы имитационного моделирования процессов нефтедобычи* // Нейрокомпьютеры: разработка и применение, № 7, 2003, с. 43-49.
2. Иваненко Б.П., Проказов С.А. *Нейросетевые методы моделирования задач нефтепромысловой геологии*. Тезисы докладов международной научно-технической конференции «Информатика и проблемы телекоммуникаций». Том 2. Новосибирск, 2003, с. 136 – 13.
3. Prokazov S.A. Application of neural networks for simulation of oil reservoirs. Interactive Systems : The Problems of Human-Computer Interaction. – Proceedings of the International Conference, 23-27 september 2003. – Ulyanovsk: UISTU, 2003. – p. 45 - 47.
4. Проказов С.А. *Нейросетевая модель оценки научно-технического состояния технопарков России*. Материалы V-ой Всероссийской научно-технической конференции “Информационные технологии в науке, проектировании и производстве”. Нижний Новгород, 2002, стр30.
5. Проказов С.А. *Экспертная система “Тест-Зрение”* // Радиотехнические и информационные системы и устройства: Тезисы докладов научно-технической конференции. – Томск: ТУСУР. – С.136-138.
6. Проказов С.А. Харитонов Д.А. Рыбалка Е.Н. *Применение искусственных нейронных сетей для диагностики состояния зрения*. СИБРЕСУРС – 6 – 2000: Доклады 6-й Международной научно-практической конференции, Тюмень, 2-4 окт. 2000 г. с.270 –271.
7. Prokazov S. A.. *Using neural networks for evaluation of scientific and technical level of technology parks: The Problems of Human – Computer Interaction*. - Proceedings of the International Conference, 23 – 27 september 2001. – Ulyanovsk: UISTU, 2001. – p. 47 - 48.
8. Проказов С.А., Силич В.А. *Информационное моделирование процессов нефтепромысловой геологии*. Труды 4-й Международной конференции молодых учёных и студентов «Актуальные проблемы современной науки». Естественные науки. Часть 17 Секции: информатика, вычислительная техника и управление. Самара. 2003. с. 102 – 104.