

*На правах рукописи*



**БАХИТОВ РИНАТ РАДИКОВИЧ**

**ПРОГНОЗ ОСНОВНЫХ ПАРАМЕТРОВ ЭКСПЛУАТАЦИИ СКВАЖИН  
НЕФТЯНОГО ПЛАСТА МЕТОДАМИ СТАТИСТИЧЕСКОГО  
МОДЕЛИРОВАНИЯ И МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ**

Специальность 2.8.4. – Разработка и эксплуатация нефтяных и газовых  
месторождений

**АВТОРЕФЕРАТ**

диссертации на соискание учёной степени  
кандидата технических наук

Уфа – 2024

Работа выполнена на кафедре «Геология и разведка нефтяных и газовых месторождений» федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Уфимский государственный нефтяной технический университет».

**Научный руководитель** доктор технических наук, профессор  
**Хасанов Марс Магनावиевич**

**Официальные оппоненты:** **Поспелова Татьяна Анатольевна**  
доктор технических наук  
Общество с ограниченной ответственностью  
«Тюменский нефтяной научный центр/  
проектный офис по газовым проектам,  
главный менеджер

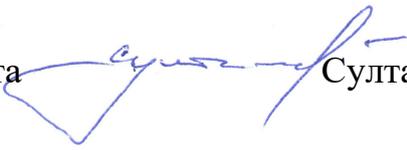
**Вахитова Гузель Ринатовна**  
кандидат технических наук  
Федеральное государственное бюджетное  
образовательное учреждение высшего  
образования «Уфимский университет науки и  
технологий» / физико-технический институт,  
кафедра геофизики, доцент кафедры

**Ведущая организация** Общество с ограниченной ответственностью  
«РН-КрасноярскНИПИнефть» (г. Красноярск)

Защита диссертации состоится «16» мая 2024 года в 16-00 ч. на заседании диссертационного совета 24.2.428.03, созданного при ФГБОУ ВО «Уфимский государственный нефтяной технический университет», по адресу: 450064, Республика Башкортостан, г. Уфа, ул. Космонавтов, 1.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке ФГБОУ ВО «Уфимский государственный нефтяной технический университет» и на сайте [www.rusoil.net](http://www.rusoil.net).

Автореферат диссертации разослан « \_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2024 года.

Ученый секретарь  
диссертационного совета  Султанов Шамиль Ханифович

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

### **Актуальность темы исследования**

Одной из важных задач при управлении разработкой нефтяных месторождений скважин является достоверный прогноз периода эффективной выработки запасов и сохранение рентабельной добычи нефти.

Прогнозирование дебита жидкости и нефти скважин на различных месторождениях с использованием традиционных методов, в том числе геолого-гидродинамического моделирования, характеристик вытеснения, не всегда обеспечивает качественный «сценарий». Основная проблема прогнозирования добычи углеводородов при сложном геологическом строении залежей заключается в уникальности каждого продуктивного пласта и, как следствие, затрудненность прямого переноса методик оценки свойств с одного эксплуатационного объекта на другой. В связи с этим создание методики прогноза, позволяющей получать достоверные прогнозные оценки независимо от горно-геологических условий залежей нефтяных и нефтегазовых месторождений, является актуальной задачей.

Важной проблемой современных исследований является получение достоверной информации о геологической связности эксплуатационного объекта, преимущественных направлениях фильтрационных потоков и анизотропии геологических свойств, продуктивности пласта для планирования стратегии разработки месторождения, в том числе с бурением уплотняющих скважин. Используемые в настоящее время модели и инструменты прогноза гидродинамической связанности пластовых систем на основе оценки взаимовлияния скважин друг на друга (метод материального баланса, полуаналитические емкостно-резистивные методы и др.) не в полной мере обеспечивают достоверную информацию. Кроме того, данные модели сложно настраиваемые, требуют больших ресурсов и имеют ряд ограничений. В современных условиях развития информационных технологий актуально использование моделей и алгоритмов для анализа дискретных временных рядов, а также глобальных моделей из связанных временных рядов, применяемых в машинном обучении.

## **Степень разработанности темы исследования**

Значительный вклад в развитие разработки методов и подходов оценки взаимовлияния скважин в рамках одного объекта разработки и моделирования связанности пластовой системы внесли труды зарубежных и отечественных ученых. В частности, резистентно-емкостные модели (CRM) и их модификации разрабатывали Albertoni A., Weber D., Yousef A.A., Lake L., Sayarpour M., Хатмуллин И.Ф., Поспелова Т.А., Данько М.Ю. Модели на основе анализа временных рядов использовали Wiliantoro O., Apergis N., Bakari H.R., Wang O., модели на основе геостатистики разрабатывали Wigwe M.E., Cressie N., модели на основе инструментов машинного обучения и нейронных сетей использовали Gentil P.H., Akande K.O., Bansal Y., Demiryurek U., Nwachukwu A. Разработки этих ученых явились «фундаментом» для исследований, результаты которых представлены в настоящей диссертации. Область применений статистического моделирования машинного обучения постоянно расширяется в связи с повсеместной информатизацией производственных процессов. Однако практика их непосредственного применения свидетельствует о необходимости учета достоверной информации и важности предварительной подготовки данных, особенно динамических данных в виде дискретных временных рядов, а также возможностей по интерпретируемости результатов моделирования.

**Цель работы** – разработка методик оценки и прогноза основных параметров эксплуатации скважин нефтяного пласта с учетом их взаимовлияния с использованием статистического моделирования и машинного обучения.

### **Основные задачи исследований**

1. Выполнить литературный обзор используемых в настоящее время математических моделей и статистических алгоритмов для оценки взаимовлияния скважин и построения моделей связанности пластов, в том числе анализ применения методов аналитического и полуаналитического моделирования, анализа временных рядов, машинного обучения, нейросетевых моделей, моделей пространственной статистики, учитывающих временное и пространственное запаздывание; выделить ограничения существующих подходов.

2. Разработать методику комплексного предварительного анализа входной информации геолого-промысловых данных работы скважин, позволяющую избежать ошибок моделирования.

3. Выбрать оптимальный метод формирования кустовых площадок на месторождении, учитывающий гидродинамическую (фильтрационную) взаимосвязь эксплуатационных объектов и взаимовлияния скважин.

4. Разработать достоверные модели прогноза дебита скважины, учитывающие взаимовлияние скважин по времени и по пространству, а также связанность пластовых систем изучаемой залежи нефти.

5. Разработать программное обеспечение и провести повариантные эксперименты численной реализации прогнозной модели с учётом взаимовлияния скважин месторождения.

### **Научная новизна**

1. Предложена матрица применимости алгоритмов и методов для разработки методики прогнозирования гидродинамической связанности пластов на основе оценки взаимовлияния скважин.

2. Разработана методика комплексного предварительного анализа входной информации по промысловым данным и параметрам работы скважин с использованием дискретных скрытых марковских процессов, позволяющая выделить участки однородности исторических рядов добычи нефти и существенно повысить достоверность их прогноза.

3. Получена модель байесовской векторной авторегрессии (BVAR), позволяющая комплексно описать динамические процессы взаимовлияния скважин в виде системы одновременных авторегрессионных уравнений с учетом эндогенных и экзогенных геологических свойств и параметров пластов, а также запаздывания динамических показателей скважин при их фильтрационной взаимосвязи.

4. Впервые разработаны панельные модели пространственного лага, позволяющие оценить взаимную связь добычи скважин с учётом влияния внутрипластового давления, забойного давления, пространственного и временного лагов запаздывания, а также индивидуального эффекта, присущего конкретной скважине и временному периоду.

## **Теоретическая и практическая значимость работы**

Полученная модель байесовской векторной авторегрессии позволяет обосновывать спецификации статистических моделей, что обеспечивает качество мониторинга и прогноза дебита нефти.

Предложен подход к прогнозированию дебита скважины на основе комбинации глубоких нейронных сетей и классической модели авторегрессии, позволяющий достичь высокой точности прогноза в среднесрочной перспективе.

Предложенная комплексная методика обработки входной информации в виде исторических временных рядов по промысловым характеристикам работы скважин, расположенных на одном из месторождений Восточной Сибири, продемонстрировала высокую точность и устойчивость получаемых в дальнейшем прогнозов, позволяющая сделать вывод о возможности её использования в практике разработки месторождения.

Разработанный комплекс моделей прогнозирования и их реализация в виде программного обеспечения позволяет построить в реальном времени точные (с ошибкой менее 10%) прогнозы дебита добывающих скважин с горизонтом упреждения в 3 месяца с учётом их взаимного влияния. Это позволяет формировать эффективную стратегию управления разработкой месторождения и планировать, в том числе проведение геолого-технических мероприятий по интенсификации добычи нефти, консервации или ликвидации скважин.

Разработан программный код для построения численной реализации прогнозной модели BVAR в двух спецификациях: без дополнительных переменных – только на временных рядах дебита жидкости скважин; с дополнительными переменными – дебит скважин с учетом давлений. Программный модуль прошел проверку на период прогноза 30, 60 и 90 дней на основе геолого-геофизической и промысловой информации месторождений и внедрен в промышленную эксплуатацию.

Разработанный программный модуль был интегрирован в информационную систему ООО «Газпромнефть НТЦ» (г. Санкт-Петербург) для анализа и прогнозирования добычи нефти.

## **Методология и методы исследования**

Настоящая работа выполнена на основе систематизации существующих исследований, методик и наработок из открытых информационных литературных источников в области применения математических моделей и статистических алгоритмов прогнозирования и оценки взаимовлияния скважин и построения моделей связанности пластовых систем, а именно применения инструментов анализа временных рядов, теории коинтеграции, панельного регрессионного анализа, моделей дискретных скрытых марковских процессов, метода кригинга и анализа вариограмм, нейросетевых моделей, моделей пространственной статистики, учитывающих временное и пространственное запаздывание.

Для численного эксперимента использовался комплекс различных исторических промысловых данных по скважинам месторождения Восточной Сибири. В прогнозных моделях взаимовлияния скважин и оценки связанности пластовых систем поведение каждой добывающей скважины описывалась в виде функции истории действия окружающих нагнетательных и добывающих скважин месторождения.

### **Положения, выносимые на защиту**

1. Методика комплексного предварительного анализа входной информации работы скважин позволяет выделить участки однородности в динамике исторических рядов добычи за счет применения алгоритма дискретных скрытых марковских процессов, а также оценить оптимальный лаг запаздывания промысловых характеристик за счет применения инструментов анализа временных рядов и теории их коинтеграции.

2. Статистические модели байесовской векторной авторегрессии (BVAR) и вероятностного прогнозирования DeepAR позволяют количественно оценить связанность пластовых систем и построить прогноз взаимовлияния скважин исследуемых залежей.

3. Пространственные панельные модели позволяют количественно оценить взаимное влияние добычи нефти из скважин с учётом внешнего влияния внутрипластового давления, забойного давления, пространственного лага и временного лага запаздывания и выявить индивидуальные эффекты, присущие конкретной скважине и временному периоду ее эксплуатации.

### **Соответствие диссертации паспорту научной специальности**

Указанная область исследований соответствует паспорту специальности 2.8.4. «Разработка и эксплуатация нефтяных и газовых месторождений», а именно п. 9: «Научные основы создания цифровых двойников технологических процессов, используемых в компьютерных технологиях интегрированного проектирования и системного мультидисциплинарного мониторинга эволюции природно-техногенных систем, создаваемых для эффективного извлечения из недр или хранения в недрах жидких и газообразных углеводородов и водорода путем управления ими с использованием методов и средств информационных технологий, включая методы оптимизации и геолого-гидродинамическое моделирования».

### **Степень достоверности и апробация результатов**

Достоверность результатов обосновывается итерационным подходом при тестировании и адаптации моделей прогноза добычи жидкости и нефти из скважин и достижением приемлемой погрешности. Сравнение прогнозных данных с множеством фактических показателей работы скважин месторождения Восточной Сибири подтверждает высокую сходимость. Алгоритмы, методики и рекомендации, полученные в рамках представленной работы, прошли промышленную апробацию и получили положительный технологический и экономический эффект. Методика синхронизированного анализа временных рядов дебита нефти и жидкости прошла верификацию.

Основные положения и результаты диссертационной работы докладывались на международной научно-практической конференции «Цифровые технологии в бизнесе» (г. Уфа, 2023 г.), научно-практической конференции «Актуальные проблемы нефтегазовой отрасли» (г. Москва, 2022 г.), Международной научной конференции «Моделирование в инженерном деле 2021» (МИЕ2021) (г. Москва, 2021 г.), Международной конференции общества SPE «Arctic and Extreme Environments Technical Conference and Exhibition» (Москва, 2013 г.), а также реализованы при проектировании разработки Приобьского, Салымского и Куюмбинского нефтяных месторождений.

По результатам диссертационного исследования была зарегистрирована программа для ЭВМ: № 2023683879 – «Программа

среднесрочного прогнозирования показателей продуктивности скважин с учетом влияния ее окружения», дата регистрации 10.11.2023 (совместно с Поповым Д.В., вклад автора диссертации – постановка задачи).

### **Публикация результатов**

Основные результаты диссертационной работы отражены в 11 научных трудах, 5 из них опубликованы в ведущих рецензируемых научных журналах, рекомендованных ВАК при Министерстве науки и высшего образования РФ, и в изданиях, входящих в международную реферативную базу данных Scopus.

### **Структура и объем диссертации**

Диссертационная работа состоит из введения, четырёх глав, основных выводов и рекомендаций, библиографического списка использованной литературы, включающего 117 наименования. Работа изложена на 183 страницах машинописного текста, содержит 43 рисунка, 20 таблиц, 6 приложений.

## **ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ**

Во **введении** рассматривается актуальность исследуемой в работе проблематики. Определены цели, задачи и методы исследования. Изложена научная новизна, практическая значимость и структура диссертации.

**Первая глава** посвящена комплексному исследованию проблемы моделирования пласта. В данной главе для разработки методики прогноза продуктивности с учетом взаимного влияния скважин рассмотрены основные модели и инструменты разработки такого прогноза, а также факторы, определяющие каузальное предсказание. По результатам проведённого анализа литературных источников выделено несколько крупных направлений исследований: классический подход на основе гидродинамического моделирования, полуаналитические ёмкостно-резистивные методы, статистические методы, методы машинного обучения, методы геостатистики.

На основании обобщения литературных источников составлена матрица применимости методов и подходов для формирования методики прогноза связанности пластовых систем на основе оценки взаимовлияния скважин друг на друга. В матрице указаны также недостатки методов и

необходимая информация для построения соответствующих моделей. Получен вывод о том, что ёмкостно-резистивное моделирование, применение методов геостатистики, статистическое пространственное моделирование, модели на основе временных рядов способны без обращения к классическим физическим моделям получить информацию для прогнозирования пространственно-временного взаимовлияния скважин месторождения. Перспективны модели на основе временных рядов (в частности модели связности временных рядов VAR, BVAR, VECM, ARIMAX), их панельные аналоги, а также регрессионные модели пространственного лага (SAR, SAC, SEM, SDM). Важен комбинированный подход – в качестве сравнения прогнозных свойств построенных статистических моделей целесообразно использование моделей искусственных нейронных сетей (ANN), хотя они существенно «проигрывают» статистическим моделям с точки зрения объяснимости процессов и последствий переобучения.

Во **второй главе** обосновывается методика комплексного предварительного анализа входной информации по промысловым характеристикам работы скважин с использованием анализа временных рядов и дискретных скрытых марковских процессов. Также в главе анализируются исходные данные, на которых будут апробироваться модели прогнозирования. Обучение моделей проводили по 115 скважин (из них добывающих – 82). По каждой скважине использовалась информация за период более 10 лет: дебит нефти, дебит воды, дебит жидкости, добыча газа попутного, объем закачиваемой воды, обводненность, газ растворенный, динамика забойного и пластового давлений. Собрана статическая информация: песчанистость пласта, пористость, толщина пласта по стволу, эффективная толщина пласта, координаты забоя, координаты пластопересечения, кровля коллектора по траектории, режимы работы скважин, скин-фактор.

*Первый этап методики* включает графический анализ информации (графики динамики, боксплоты, гистограммы, хитмапы и др.), позволяющей понять структуру данных, определить закономерности.

*На втором этапе* входные данные по месторождениям были проверены на корректность с использованием геофизического критерия на основании уравнения Дарси. Расчёт коэффициента  $PI$  на исходных данных

из уравнения показал, что значение критерия во временных рядах принимает отрицательные значения по двум причинам: отсутствовали данные по пластовому и/или забойному давлению; скачок забойного давления. Помимо проверки коэффициента  $PI$  на неотрицательность, проводили проверку на отсутствие необъяснимых скачков параметра, например, по причине остановок, изменения давления и иных причин. В результате корректирования данных и после удаления аномальных участков удалось значительно сократить вариацию временных рядов коэффициента  $PI$  по скважинам.

*На третьем этапе* для оценки взаимовлияния скважин проводили синхронный анализ временных рядов динамических характеристик работы всех скважин по этапам: 1) выявление типа процесса динамических рядов на основе процедур статистического тестирования (расширенный тест Дики-Фуллера) (процесс стационарный  $DS(I(0))$ , стационарный после перехода к первым разностям  $DS(I(1))$ , стационарный после перехода ко вторым разностям  $DS(I(2))$ , стационарный после удаления линейного тренда (функции от времени)  $TS(I(0))$ , стационарный после удаления тренда и перехода к разностям  $TS(I(1))$ ); 2) уточнение типа процесса, лежащего в основе временного ряда, с учётом возможных структурных изменений ряда (остановки работы скважины, проведения мероприятий по интенсификации добычи нефти и др.) с использованием теста Перрона и теста Квандта-Эндрюса; 3) проверка условия коинтеграции, необходимая для построения динамических моделей взаимовлияния скважин, а также для выявления корректной спецификации моделей (тест Ингла-Гренджера); 4) проверка теста на причинность (в качестве целевых переменных в тесте используются истории добычи нефти и дебита жидкости, в качестве предикторов – забойное давление, пластовое давление и разница давлений); определение длины лага запаздывания, для учета отсроченного влияния таких характеристик, как добыча на соседних скважинах и изменение давлений на дебит жидкости (или нефти) добывающей скважины.

*На четвертом этапе* выдвигались различные варианты формирования скважин / куста из взаимовлияющих скважин друг на друга. Стандартно кустовые площадки на промысле (куст) формируются не по учёту взаимовлияния скважин, а по принципу проведения буровых работ.

В каждый куст вошли совокупность скважин, устья которых группируются на близком расстоянии друг от друга на общей ограниченной площадке с учётом результатов синхронного анализа временных рядов. В ходе численных экспериментов выдвигался ряд гипотез по разделению на кусты. Подтверждена гипотеза о целесообразности построения кустов по статистическим оценкам каждой скважины с учётом влияющих скважин.

*На пятом этапе* разбивались временные ряды количества добытой жидкости/нефти на отрезки со своими закономерностями. У временных рядов добычи происходит переход между режимами выхода из структурного скачка (экспоненциальное падение добычи) и случайного блуждания около одного значения дебита. Для выявления переходов использован механизм дискретных скрытых марковских моделей, относящийся к классу моделей машинного обучения без учителя. На каждый временной период считалась разность между скользящим средним в данном и предшествующим периодами и рассматривался знак данной разности (т.е. варианты  $>0$ ,  $<0$  и  $=0$ ). Для определения последовательности режимов при априорно заданных вероятностях использовались алгоритмы Витебри и soft decoding. Также были рассмотрены варианты с обучением, когда эти вероятности неизвестны, в таких случаях использовали алгоритм Баума-Уэлча. В результате численных экспериментов было показано, что обучение Баума-Уэлча немного лучше обучения Витебри. Применение предложенного подхода позволило определиться с периодами, на которых требуется обучить прогнозную модель, чтобы получать достоверные оценки.

*На шестом этапе* для каждой из скважин месторождения (без учета нагнетательных скважин) были проверены гипотезы о пространственных связях на основе анализа вариограмм. Для проверки достоверности гипотез о мультинормальности данных о песчаности и стационарности в пространстве процесса, из которого они получены, использовали h-графики. Анализ построенных графиков показал, что возможно присутствие «эффекта самородков» на вариограммах по всем направлениям. Вариограмма в направлениях 0 и 180 градусов моделировалась линейной функцией, 30, 60, 210 и 240 – сферической или гауссовой моделью. Такой комбинированный подход позволил восполнить пропущенные пространственные данные (например, песчаность).

В третьей главе диссертации строятся различные спецификации моделей различными методами, позволяющие выполнить прогноз с учетом влияния на скважину её окружения.

Модель байесовской векторной авторегрессии (BVAR) представляет систему одновременных авторегрессионных уравнений, которые описывают динамику каждой скважины куста с учётом распределения взаимного влияния по лагам. Принцип моделирования взаимодействия скважин через систему уравнений, каждая из которых описывает поведение каждой скважины с учётом поведения соседних скважин, а также экзогенных переменных, учет лагов запаздывания в их взаимовлиянии, позволяет отразить системную динамику куста:

$$Y_t = \Xi + \Phi_1 \cdot Y_{t-1} + \Phi_2 \cdot Y_{t-2} + \dots + \Phi_p \cdot Y_{t-p} + B_0 \cdot X_t + B_1 \cdot X_{t-1} + B_2 \cdot X_{t-2} + \dots + B_q \cdot X_{t-q} + \varepsilon_t$$

где  $Y_t$  – вектор эндогенных переменных – добыча нефти/жидкости на скважинах,  $X_t$  – вектор экзогенных переменных (внутрипластовое давление, забойное давление, разница давлений как на самой скважине, так и на ее «соседях» по кусту, суммарный дебит закачки по всем нагнетательным скважинам в кусте),  $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}, X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, X_{t-q}$  – вектора лаговых переменных соответственно эндогенных и экзогенных. Коэффициенты модели оценивались иерархическим байесовским подходом, проверялась статистическая значимость коэффициентов авторегрессии зависимой (целевой) переменной и коэффициентов при лаговых экзогенных переменных. Оценивалась надежность оценок коэффициентов с помощью статистических критериев и анализа коррелограмм остатков. Качество моделей контролировалось исходя из минимума средней квадратичной ошибки и средней ошибки аппроксимации.

Были построены и протестированы на всей ретроспективе ряда, модели BVAR месторождения с ежедневными данными: зависимая целевая переменная – объем жидкости на скважине; независимые переменные – авторегрессия до четвертого лага включительно (4 дня) дебита жидкости целевой переменной; лаговые переменные до 4-ого лага включительно дебита жидкости на соседних скважинах по кусту; экзогенная переменная – разница давлений внутрипластового и забойного для скважины, рассматриваемой в качестве целевой переменной; разница

давлений внутрипластового и забойного для скважин-соседей по кусту; суммарный дебит закачки по всем нагнетательным скважинам в кусте. Для куста № 2 в модель был добавлен линейный тренд, так как объем дебита жидкости для этих скважин представлял собой тип процесса  $TS(I(0))$ . Для куста № 23 динамика дебита жидкости по скважинам была дважды продифференцирована, так как относилась к типу процесса  $DS(I(2))$ . На Рисунке 2 представлен хитмап ошибок ретроспективного прогноза по всем скважинам месторождения. Только для 4 скважин ошибка прогноза  $> 50\%$  на всей ретроспективе, что может отличаться от прогноза на тестовом наборе.

Для прогнозирования по историческим данным всего набора временных рядов месторождения была также апробирована модель *DeepAR* - алгоритм технологии рекуррентных и LSTM нейронных сетей (общая схема модели DeepAR представлена на Рисунке 1). На вход сети подавался весь набор временных рядов, регулированный с учетом типа процесса, определённого ранее. Сеть делает прогноз на один день вперед по предшествующим значениям добычи жидкости и по предшествующим значениям разницы между пластовым и забойным давлениями. Чтобы усреднить результат, проводится 1000 запусков сети, и по полученному результату берётся медиана. Лучший результат получается, если строить динамический прогноз с единичным шагом, вместо получения прогноза на 90 дней сразу. Однако обучение на наборе временных рядов, судя по всему, является неэффективным. Обучение на одном временном ряде даёт достаточно хорошие прогнозы на части других временных рядов, но не на всех. Для построения модели необходимо производить предварительную классификацию временных рядов с целью определения, на какой предварительной предобученной модели лучше всего строить прогноз.

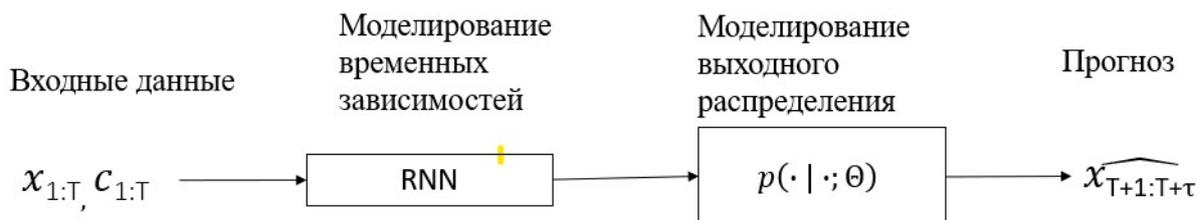


Рисунок 1 - Общая схема модели DeepAR



соседства скважин на Рисунке 3). Учитывается пространственный лаг за счёт весовой пространственной матрицы  $w_{ij}$ , элементы которой оценивают соседство скважин в определённом радиусе. Предварительно были проведены статистические тесты на спецификацию моделей, показавшие возможность применения инструментов панельного пространственного анализа к показателям добычи нефти.

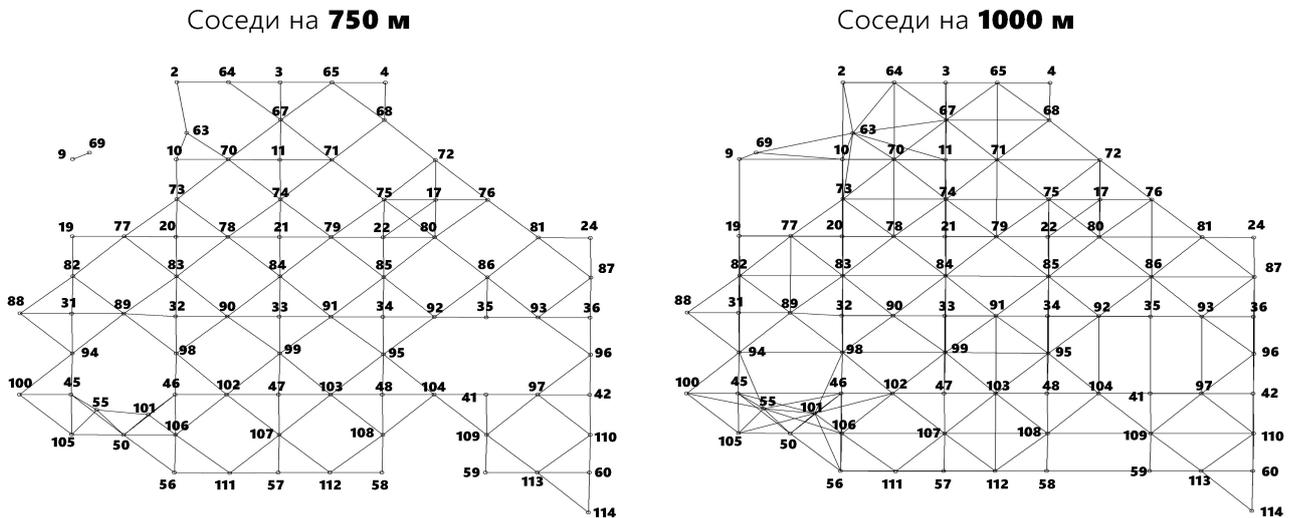


Рисунок 3 - Карта соседства скважин при определении близости в 750 и 1000 м

Спецификация моделей с пространственным лагом рассматривала 4 варианта: 1) *модели пространственного лага (SAR)*, где пространственная связь учитывается только для целевой переменной (для дебита жидкости/нефти); 2) *пространственная модель Дарбина (SDM)*: где пространственная связь учитывается и для целевой переменной (для дебита жидкости/нефти) и для факторов влияния (дебитов); 3) *модель пространственной автокорреляции (SAC)*, где пространственная связь учитывается и для целевой переменной и за счёт введения в модель специальной пространственной ошибки; 4) *модель с пространственным взаимодействием в ошибках (SEM)*: где пространственная связь учитывается только за счёт введения в модель специальной пространственной ошибки.

Для каждой скважины считалось расстояние до всех остальных скважин. Выбиралось  $n$  ближайших скважин, которые считались соседями на заданном расстоянии. В данном анализе выбраны расстояния 750 м и 1000 м. Для выявления пространственных зависимостей показателей

ежедневной добычи жидкости и суммарной добычи жидкости за месяц с учетом расположения скважин на месторождении использовались индексы Морана и Гири. Индекс Морана измеряет пространственную автокорреляцию, то есть оценивает наличие корреляционной связи между объектами, сдвинутыми на пространственный лаг друг от друга. Статистическая значимость индекса Морана проверяется на основе стандартного z-критерия. В результате анализа была выявлена пространственная связность при радиусе в 1000 м. Лучшей спецификацией оказалась модель SAC с панельными эффектами. Модель статистически значима, есть влияние забойного и внутрислоевого давления, пространственных коэффициентов; самообъясняющее качество модели высокое (88,89%). Модель позволяет увидеть пространственные зависимости и за счет введения в модель панельных эффектов определить индивидуальные особенности каждой скважины. Было также проанализировано около 80 различных спецификаций моделей в зависимости от панельных эффектов. Преимущество модели – она позволяет выявить эффекты влияния, обусловленные исключительно пространственным расположением скважины.

В четвертой главе рассматриваются численные эксперименты по подбору лучшей модели прогнозирования дебита скважины с учетом влияния «соседних» скважин.

Проведён подбор спецификации прогнозных моделей добычи на скважинах месторождения, позволяющий достичь наименьшей ошибки прогноза. При этом варьировались: целевая переменная – ежедневная добыча жидкости/нефти на скважине; независимые переменные – добыча жидкости/нефти на других соседних скважинах на кусте; экзогенные факторы влияния – пластовое/забойное давление, разница давлений на каждой скважине куста и суммарная закачка нагнетательных скважин; длина лага запаздывания (от 1 до 28 дней запаздывания), учитываемая для показателей соседних по кусту скважин; период обучения модели менялся в зависимости от результатов ДСМП. В исследовании рассматривались 16 спецификаций моделей для месторождения с ежедневными данными (при этом делалась попытка поиска оптимального начала обучающей выборки за счёт его смещения и смещения начала тестируемой выборки). Модель выбиралась по наименьшему значению ошибки прогноза.

Для осуществления выбора лучшей прогнозной модели был написан программный код (для модели BVAR реализованный в R, для подготовки обучающих и тестовых наборов реализованный в Python). Соответствующий код компилировался в виде DLL-библиотеки для лёгкой бесшовной интеграции с информационной системой компании для анализа и прогнозирования добычи нефти.

Итак, модели BVAR, построенные для прогнозирования объема добычи жидкости с учетом влияния соседних по кусту скважин, в различных спецификациях давали приемлемую ошибку прогноза (до 10%) (при горизонте прогнозирования в 90 дней) почти для всех скважин месторождения. Исключение составили 8 скважин. Следует отметить, что динамика дебита жидкости на этих скважинах была нестандартной: либо имелись большие перерывы в работе скважины (остановки более года), либо резкие перепады в добыче, либо динамика дебита относилась к резко взрывному процессу  $DS(I(2))$ , либо в динамике ряда имелось множество скачков в виде остановок.

В результате было отобрано три спецификации модели BVAR для тестирования прогнозных свойств модели в режиме реальной эксплуатации месторождения: 1) модель с учётом лагового влияния до 28 дня дебита соседних скважин на кусте; 2) модель с учётом лагового влияния до 28 дня дебита соседних скважин на кусте и пластового давления на каждой скважине куста; 3) модель с учётом лагового влияния до 28 дня дебита соседних скважин на кусте, пластового давления на каждой скважине куста и суммарной закачки нагнетательных скважин. При горизонте прогнозирования 30 дней (слепая проверка) в сравнении с прогнозами, построенными компанией (прогноз на основе уравнений трансмиссий, прогноз на основе искусственной нейронной сети, прогноз на основе алгоритма экстремального градиентного бустинга, прогноз на основе модели CRM), предложенные модели давали сопоставимое качество с моделью CRM. В результате слепого тестирования лучший прогноз был получен моделью, в которой учитывается влияние добывающих скважин (с лагом запаздывания до 28 дней) и в качестве экзогенных переменных – разница давлений внутрипластового и забойного, суммарный объем закачки ближайших (в радиусе 500 м)

нагнетательных скважин. Разброс ошибки по всем скважинам при прогнозе на 30 дней составил от 3,74% до 14,21%.

Существующие методики оценки рентабельности добывающей скважины, как правило, рассматривают каждую в отдельности, тогда как предложенная методика прогнозирования дебита скважины позволяет рассматривать куст целиком с учетом взаимного влияния скважин друг на друга. Кумулятивная рентабельность  $KС$  по  $k$  скважинам куста за период упреждения прогноза  $T$  определяется как сумма накопленной ежедневной рентабельности по каждой из скважин с учетом их взаимного влияния. Соответственно рентабельность по  $i$ -ой скважине куста в  $t$ -ый день определяется как разница между ежедневной выручкой и суммой прямых и косвенных затрат по обслуживанию и эксплуатации скважины. Расчет выручки по  $i$ -ой скважине зависит от прогнозируемой суточной добычи по данной скважине и текущей цены на нефть в рассматриваемый период  $t$ . Следует отметить, что в цене на нефть учитываются налоги на добычу полезных ископаемых и расходы, связанные с транспортировкой и реализацией нефти. Соответственно, разработанные оценки и прогноз основных параметров эксплуатации скважин нефтяного пласта с учетом их взаимовлияния с использованием статистического моделирования и машинного обучения, позволяют рассчитать валовую выручку от добычи нефти по конкретному кусту при выборе различного горизонта прогнозирования – 30, 60 и 90 дней. Прямые и косвенные затраты, связанные с добычей нефти, в свою очередь сами зависят от прогноза дебита, так как данные расходы считаются на 1 тонну добытой нефти.

Разработанная методика прогнозирования имеет ряд ограничений: 1) невозможность ее применения на впервые вводимых в эксплуатацию скважинах и на скважинах после длительного простоя (более 3-х месяцев) за счет отсутствия возможности учета исторических данных; 2) сложность ее применения на практике для скважин, на которых недавно (менее чем 10 дней назад) проводился гидроразрыв пласта.

### **Основные выводы и рекомендации**

1. Анализ научных исследований проблем прогнозирования процессов разработки месторождений позволил идентифицировать предпочтительность широкого применения в указанной области методов

статистического моделирования и машинного обучения как более упрощённых подходов в сравнении с физическими, предназначенными для описания внутренних механизмов объекта исследования. Основные преимущества указанных методов заключаются в разнообразии инструментов, в существенном сокращении размерности задач и объёма требуемых для реализации ресурсов, в содержательных алгоритмах последовательного перебора и возможности усложнения спецификации в целях повышения качества прогноза. Данный анализ может быть полезен всем исследователям, планирующим прогнозировать дебит скважин с учетом влияния нагнетательных и добывающих скважин в окружении.

2. На исторических промысловых данных двух месторождений апробирован алгоритм синхронного анализа временных рядов, который заключается в поэтапном исследовании закономерностей индивидуального и коллективного поведения измеряемых характеристик для получения вероятностных оценок разработки каждой скважины, куста и месторождения в целом. Анализ показал, что подавляющее большинство динамических показателей эксплуатации скважин месторождений относятся к стационарным случайным процессам в широком смысле, даже при наличии структурных скачков. Незначительным является число скважин месторождений, динамические показатели которых не стационарны – это ряды со структурными изменениями. Для оценки взаимного влияния динамических показателей по добыче на скважинах месторождения был проведен коинтеграционный анализ, позволивший определить длину лага запаздывания между связными показателями (от 7 до 28 дней) и определиться с предварительной спецификацией моделей. Разработка метода формирования кустов скважин, в том числе с учетом расстояния от нагнетательной скважины, позволила сформировать сценарии рассматривания кустообразования для обучения в дальнейшем модели связности пластовых систем на основе оценки взаимовлияния скважин друг на друга. Основанный на применении метода дискретных скрытых марковских моделей, подход позволил выделить однородные участки в рядах данных и, как следствие, определиться с точкой разбиения истории ряда на обучающую и тестовую выборку, что позволило существенно улучшить прогнозные качества разрабатываемых моделей. Разработанный комплексный подход по предварительному анализу

исторических данных можно рекомендовать использовать при построении прогнозов для получения их высокой достоверности. Апробирование разработанной методики синхронизированного анализа временных рядов продемонстрировали свою эффективность при разработке: вероятностной модели прогнозирования на прерывистых данных всего месторождения на основе рекуррентных нейронных сетей DeepAR; структуры и спецификации модели BVAR, а также прогнозирования взаимосвязанности пластовых систем на примере двух месторождений.

3. Для оценки взаимовлияния скважин и определения связанности пластовых систем разработаны модели байесовской векторной авторегрессии BVAR. Модель BVAR продемонстрировала высокое прогнозное качество на основе геологических и технологических факторов двух месторождений. Например, модели по 24-м кустам месторождения 1 обнаруживают статистическую значимость зависимости объема дебета жидкости от соседних добывающих скважин с лагом до 4 дней включительно, влияния разницы забойного и внутрипластового давлений, суммарного дебита закачки по всем нагнетательным скважинам в кустах. Средняя ретроспективная ошибка аппроксимации составляет 3,84%, максимальная ошибка для 5% скважин – 36-51%. Главное преимущество BVAR в интерпретируемости результатов, что позволяет количественно оценить зоны с высокой остаточной нефтенасыщенностью для планирования стратегии уплотняющего бурения. Соответственно, использование данной модели может быть полезно при принятии решений о выборе скважин-кандидатов в кусте к консервации.

4. Вероятностная модель по технологии рекуррентных и LSTM нейронных сетей по историческим данным DeepAR с введением экзогенных переменных (внутрипластового давления и забойного давления) показала высокую точность получаемых прогнозов на период упреждения 30 дней. Сравнение результатов эксперимента модели DeepAR с методикой BVAR показало, что предложенный подход может улучшить качество прогноза по ретроспективе данных на 30 дней для 54 скважин из 82 (67%). Перспективность данного алгоритма заключается в том, что предсказание оценивается исходя из множества исторических данных всего месторождения без разбивки его на кусты. Требуемое качество прогноза достигается после регуляризации временного ряда с учетом

результатов предобработки по методологии синхронного анализа временных рядов. Однако у подхода DeepAR есть недостатки: во-первых, применение модели на практике ограничено из-за отсутствия возможности интерпретации результатов и отсутствия выявленного влияния окружения добывающей скважины; во-вторых, высокая точность прогноза достигается на горизонте прогнозирования в 30 дней, а на горизонте в 90 дней точность уступает прогнозам, полученным по моделям BVAR. Соответственно, модель DeepAR может быть рекомендована для прогноза дебита нефти на скважине в краткосрочный период (до 30 дней включительно).

5. Разработанная модель пространственного лага на панельных данных в спецификации SAC (с пространственной ошибкой  $\lambda$  и пространственным коэффициентом  $\rho$ ) с включением экзогенных переменных, позволила оценить взаимное влияние добычи скважин с учётом внешнего влияния внутрипластового давления, забойного давления, пространственного и временного лага запаздывания с учётом индивидуального эффекта, присущего конкретной скважине и временному периоду. Подобная модель может быть полезна при принятии решений относительно бурения новой скважины в кусте и прогноза её дебита, так как учитывает пространственное распределение в нем скважин.

6. Вариантные численные эксперименты модели BVAR при варьировании начала тестовой выборки, при наличии или отсутствии экзогенных переменных, с изменением формата формирования куста из ближайшего окружения скважины, отсечение начала обучающей выборки по дискретным скрытым марковским моделям при горизонте прогноза соответственно 30-60-90 дней показали приемлемую ошибку для 65% скважин первого месторождения. Лучшей оказалась спецификация модели без экзогенных переменных. Лучшая модель с еженедельными данными по горизонту прогноза дебита жидкости на 3 месяца в спецификации, где учитывается влияние добывающих скважин (с лагом запаздывания в 28 дней) с разницей давлений внутрипластового и забойного давала ошибку аппроксимации от 3,74% до 14,21%.

7. Для реализации использования на практике разработанной методики построения прогнозных моделей с помощью обученной модели байесовской векторной авторегрессии было разработано специальное

программное обеспечение на языках R и Python. Соответствующий код компилировался в виде DLL-библиотеки, которую удобно интегрировать в используемые нефтедобывающей компанией информационные системы.

8. Предложенная методика оценки эффективности добычи в виде накопленной ежедневной рентабельности по каждой из скважин куста с учётом их взаимного влияния и основе полученных прогнозов по разработанным моделям может использоваться при принятии решении относительно заморозки или выведения из эксплуатации активов месторождения.

**Основные положения диссертации опубликованы в следующих трудах:**

**- в рецензируемых изданиях, рекомендованных ВАК при Министерстве науки и высшего образования РФ:**

1. Пространственное моделирование взаимовлияния добывающих скважин / М.М. Хасанов, Р.Р. Бахитов, И.А.Лакман, В.М. Тимирьянова // Нефтяное хозяйство. – 2023. – № 10. – С. 51-55.
2. Методика количественной оценки взаимовлияния скважин с учетом отсроченного эффекта/ Хасанов М.М., Бахитов Р.Р., Лакман И.А., Манапов Т.Ф. // Нефтяное хозяйство. – 2021. – № 12. – С. 51-55
3. Обзор исследований по моделированию геологического строения и процессов разработки месторождения /Хасанов М.М., Бахитов Р.Р., Лакман И.А. // Нефтяное хозяйство. – 2021. – № 10. – С. 46-51.
4. Применение алгоритмов машинного обучения в задачах прогноза коэффициента продуктивности скважин карбонатных месторождений/ Р. Р. Бахитов // Нефтяное хозяйство. – 2019. – № 9. – С. 82-85.
5. Особенности формирования рейтинга изученности зон и программы доизучения трещинного карбонатного коллектора Куюмбинского месторождения / Р. Ошмарин, Б. Белозеров, Р.Бахитов // Нефтяное хозяйство. – 2015. – №5. – С. 52-56.

**- в материалах конференций:**

6. Методика оценки экономической эффективности моделей прогнозирования добычи с учетом взаимного влияния добывающих скважин /Бахитов Р.Р.// В сборнике: Цифровые технологии в бизнесе.

Сборник научных трудов по материалам II международной научно-практической конференции. – г. Уфа: УУНиТ, 2023. – С.12-15.

7. Опыт применения модели DEEPAR для прогноза дебита жидкости добывающей скважины / Бахитов Р.Р., Гиндуллин Р.В., Лакман И.А. // В сборнике: Актуальные проблемы нефтегазовой отрасли. сборник докладов трех научно-практических конференций журнала «Нефтяное хозяйство». – Москва, 2022. – С. 283-286.

8. Khasanov, M. M., Bakhitov, R. R., Sitnikov, A. N., Ushmaev, O. S., Dmitruk, D. N., and S. A. Nekhaev "Optimization of Production Capacity for Oil Field in the Russian Arctic." Paper presented at the SPE Arctic and Extreme Environments Technical Conference and Exhibition, Moscow, Russia, October 2013. doi: <https://doi.org/10.2118/166905-MS>

*- в прочих изданиях:*

9. Методология создания концепции разработки Восточно-Мессояхского месторождения / Р. Бахитов, Р. Исмагилов, Б. Белозеров и др. // Нефтяное хозяйство. – 2013. – №12. – С. 54-57.

10. Развитие кост-инжиниринга в ОАО «Газпром нефть» / М. Хасанов, Д. Сугаипов, Р.Бахитов. и др. // Нефтяное хозяйство. – 2013. – №12. – С.14-16.

11. Применение концептуального геологического моделирования в ОАО «Газпром нефть» / А. Билинчук, Р. Бахитов, А. Ситников и др. // Нефтяное хозяйство. – 2013. – № 5. – С. 44-48.