


МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования
«ТЮМЕНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»
ИНСТИТУТ МАТЕМАТИКИ И КОМПЬЮТЕРНЫХ НАУК
Кафедра фундаментальной математики и механики

РЕКОМЕНДОВАНО К ЗАЩИТЕ
В ГЭК

Заведующий кафедрой

(к.ф.-м.н.)


А. П. Девятков

19 июня 2023 г.

ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА

магистра

**ПОВЫШЕНИЕ УСТОЙЧИВОСТИ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ
ОПТИМИЗАЦИИ РЕЖИМОВ ЗАКАЧКИ НАГНЕТАТЕЛЬНЫХ СКВАЖИН**

01.04.01 «Математика»


Магистерская программа «Вычислительная механика»

Выполнил работу
студент 2 курса
очной формы обучения


(Подпись)

Копанев
Виталий
Игоревич

Научный руководитель
(к.ф.-м.н., профессор)


(Подпись)

Игошин
Дмитрий
Евгеньевич

Рецензент
(к.ф.-м.н., ведущий специалист,
ООО «НефтьГазИсследование»)


(Подпись)

Боталов
Андрей
Юрьевич

Тюмень

2023 год

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	5
СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ И УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ.....	3
СПИСОК ТЕРМИНОВ	4
ГЛАВА 1. ОБЗОР И АНАЛИЗ АЛГОРИТМОВ ПОСТРОЕНИЯ И АДАПТАЦИИ НЕЙРОННОЙ СЕТИ.....	8
1.1. ПРЕДВАРИТЕЛЬНАЯ ОБРАБОТКА ДАННЫХ.....	10
1.2. КЛАСТЕРИЗАЦИЯ ЭЛЕМЕНТОВ ЗАВОДНЕНИЯ	13
1.3. АДАПТАЦИЯ ПРОКСИ-МОДЕЛИ ПО ДЕБИТУ ЖИДКОСТИ.....	17
1.4. ОПТИМИЗАЦИЯ.....	23
ГЛАВА 2. ОПИСАНИЕ ИЗМЕНЕНИЙ АЛГОРИТМОВ ПОСТРОЕНИЯ И АДАПТАЦИИ НЕЙРОННОЙ СЕТИ	26
2.1. ИЗМЕНЕНИЕ ПОДХОДА К КЛАСТЕРИЗАЦИИ ЭЛЕМЕНТОВ ЗАВОДНЕНИЯ И МОДИФИКАЦИЯ ГРАДИЕНТНОГО СПУСКА ПРИ АДАПТАЦИИ ДЕБИТА ЖИДКОСТИ	27
2.2. РЕАЛИЗАЦИЯ ПРЕДЛОЖЕННЫХ РЕШЕНИЙ, ПРОВЕДЕНИЕ РАСЧЕТОВ	32
2.3. ДООБУЧЕНИЕ ПРОКСИ-МОДЕЛИ.....	41
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	49
БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК	50

СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ И УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ

ГТМ	– геолого-техническое мероприятие
ОЗ	– оптимизационная задача
Лаг	– время запаздывания отклика, дн.
$G_j^{oil}(q_i^{inj})$	– расчетный дебит нефти, т/сут
$G_j(q_{i,t}^{int})$	– расчетный дебит жидкости, , т/сут
$F_j^n(q_i^{inj})$	– расчетная доля нефти, д.ед.
$x_1, x_2, react$	– настроечные параметры прокси-модели
$date^{train_begin}$	– точка начала обучающей выборки
$date^{train_end}$	– точка окончания обучающей выборки
SGD	– стохастический градиентный спуск

СПИСОК ТЕРМИНОВ

Нейросетевая оптимизация – нахождение максимума добычи нефти с учетом модели ограничений.

Прокси-модель – это математический аппарат, который применяется для изучения и управления сложными процессами на основе технологий машинного обучения - искусственная нейронная сеть (ИНС) и алгоритмов решения оптимизационных задач.

Функция активации – функция, которая преобразует взвешенную сумму входных сигналов в число, которое определяет выходной сигнал нейрона.

Элемент заводнения – совокупность из пар добывающей и нагнетательных скважин, имеющих взаимовлияние.

Коэффициент реагирования – коэффициент, характеризующий наличие или отсутствие отклика в динамике показателей добывающей скважины на существенные изменения режима закачки воды в нагнетательной скважине.

Метод градиентного спуска – численный метод нахождения локального минимума или максимума функции с помощью движения вдоль градиента.

Дообучение (Fine-Tuning) – процесс обучения нейронной сети в котором веса ранее обученной сети настраиваются на новом датасете. Дообучение может быть выполнено на всей нейронной сети или на определенном наборе слоев.

ВВЕДЕНИЕ

В последние десятилетия основы управления разработкой зрелых месторождений предполагают применение 3D модели. Промысловые показатели в этом случае воспроизводятся преимущественно заданием косвенных геологических, физических, геомеханических параметров горных пород и физико-химических характеристик пластовых флюидов. Прогноз 3D модели, это, скорее, результат тиражирования свойств пласта, чем тех эффектов, которые видны на поверхности по замерам дебитов и обводненности скважин. По своей природе 3D модель не может решать задачи оптимизационного процесса добычи нефти, поэтому в практической деятельности специалистов преобладает интуитивный метод, где опыт не всегда демонстрирует ожидаемый результат.

Прокси-моделирование выступает альтернативой 3D методам в решении задачи оптимизации процесса извлечения нефти. Прокси-модель точно также воспроизводит и позволяет прогнозировать показатели работы скважин, однако ее парадигма совершенно противоположная. Если 3D модель – «подземная» модель, в которой показатели работы скважин являются результатом физических и химических процессов, происходящих в недрах, то прокси-модель – это, наоборот, «наземная» модель, в основе которой закономерности в откликах скважин на возмущения, выделенные эмпирическим путем.

В зарубежной, а с недавнего времени и в отечественной практике широко используется класс методов CRM (Capacitance Resistance Model). Принципиальным недостатком этого метода является то, что воспроизводится функциональная связь дебита жидкости от закачки, а дебит нефти настраивается опосредованно через характеристики вытеснения. Альтернативой является метод Альберта Рейнольдса INSIM-FT (Interwell Numerical Simulation Front Tracking models), в котором совместно решаются уравнения неразрывности, пьезопроводности и задача Бакалея-Левретта, однако без применения конечно-разностных методов и построения сеточной области. По

своей сути и сложности INSIM приближается к гидродинамическому симулятору, но полностью специализированному для решения обратной задачи. Однако при решении обратной задачи гидродинамики теряется физический смысл параметров вариации. По окончании адаптации кривые ОФП, поля проницаемости и насыщенности могут существенно отличаться от реальных, происходит деформация под результат. Необходим целый набор ограничений на коридоры вариации параметров, основывающийся на экспериментальных и промысловых исследованиях. Все вышесказанное приводит нас к выводу, что существующие в настоящее время полуаналитические модели, основывающиеся на решении материального баланса, могут не давать достоверного прогноза, что не упрощает задачу поиска функциональных зависимостей между добывающими и нагнетательными скважинами. Анализ трендов развития показывает, что прокси-модели на физических принципах чрезмерно усложняются и все более приближаются к гидродинамическим симуляторам. Поэтому, возможно, стоит обратить внимание не на воспроизведение физических полей, а на прямое изучение откликов добычи на закачку, либо комбинировать прямую и обратную задачу [1].

Одним из направлений основывающемся на прямом изучении прямых откликов изменения добычи от закачки является «Управление разработкой зрелых месторождений с применением нейронных сетей». Технология, разработанная ООО «ТИНГ», успешно прошедшую апробацию на Урьевском, Ватьеганском, Кечимовском, Тевлинско-Русскинском, Кыртаельском, Южно-Ягунском, Повховском и Западно-Малобалыкском месторождениях.

Целью работы является разработка предложений повышающих преимущество оптимальных режимов в результате нейросетевой оптимизации режимов работы нагнетательных скважин при выполнении нового расчета на новый квартал *без существенной потерей скорости расчетов.*

Для достижения цели поставлены следующие **задачи**:

1. Изучение основных регламентирующих документов прокси-моделирования;
2. Критический анализ алгоритмов построения и адаптации нейронной сети ПК «Атлас» Управление заводнением с целью выявления этапов, влияющих на преемственность оптимальных режимов нагнетательных скважин;
3. Разработка предложений по повышению преемственности оптимальных режимов закачки.
4. Тестирование и сопоставление результатов нового алгоритма с результатами используемого алгоритма в текущей версии ПК «Атлас».

ГЛАВА 1. ОБЗОР И АНАЛИЗ АЛГОРИТМОВ ПОСТРОЕНИЯ И АДАПТАЦИИ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Технология нейросетевой оптимизации режимов работы нагнетательных скважин предполагает формирование прокси-модели основанной на алгоритмах искусственного интеллекта и решает задачу оптимизацию закачки воды в пласт с целью увеличения добычи нефти и снижения эксплуатационных затрат. Нейросетевые алгоритмы обеспечивают поиск многопараметрических зависимостей дебита жидкости и обводненности добывающих скважин от приемистости нагнетательных, на основе которых в заданных ограничениях по объему закачки воды осуществляется максимизация добычи нефти.

Кратко, алгоритм состоит из следующих этапов:

- Предварительная обработка: подготовка обучающей выборки (дебит жидкости, обводненность, приемистость) – исключение преобладающего эффекта ГТМ и некондиционных замеров. Для обработки первичных данных используются методы фильтрации: метод трендов, метод доверительных фильтров и вейвлет-сглаживание.

- Кластеризация: поиск влияющих нагнетательных скважин на основе существующей системы разработки месторождения, а так же с помощью экспресс-анализа первичной промысловой информации (дебита жидкости и приемистости)

- Адаптация: Обучение искусственной нейронной сети. Поиск функциональных зависимостей между показателями эксплуатации добывающих и нагнетательных скважин, основанных на алгоритмах искусственного интеллекта.

- Оптимизация: поиск оптимальных режимов работы нагнетательных скважин, обеспечивающих максимальный потенциал по добыче нефти в заданной модели ограничений.

Рассмотрим каждый пункт на поиск факторов создающих предпосылки к снижению преемственности оптимальных режимов работы скважин.

Все вычисления будут производиться на обезличенных данных скважин участка месторождения в Западной Сибири. Время между расчетом один и расчетом два по технологии нейросетевой оптимизации равно одному кварталу (три месяца).

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

По результатам данной работы был изучен алгоритм построения адаптации нейронной сети, а также оптимизационной задачи, разработаны методики по измерению преимущества прокси-модели и результатов оптимизационной задачи. Разработаны и протестированы предложения по повышению преимущества оптимальных режимов на языке программирования Python. Дополнительно был разработан и реализован подход дообучения, позволяющий не адаптировать нейронную сеть с «нуля».

Для тестового месторождения был получен прирост оптимальных режимов, сохранивших преимущество с 14 (33,3%) до 24 (57,1%) без дообучения, и до 28 (66,7%) с применением дообучения. Предварительные тесты на других месторождениях показали аналогичный прирост. Модификации алгоритма, описанные в данной работе были приняты к реализации.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Нехорошкова А.А, Данько М.М., Завьялов А.С, Елишева А.О. Критический анализ метода прокси-моделирования INSIM-FT (Interwell Numerical Simulation Front Tracking models) на синтетических моделях и реальном месторождении– М.: «Нефть. Газ. Новации», № 12, 2019 г.
2. Тяпкин Д.Н. Оптимизация в ML. Учебник по машинному обучению. URL: <https://academy.yandex.ru/handbook/ml/article/optimizaciya-v-ml> (Дата обращения 20.08.2022)
3. Арефьев С.В., Юнусов Р.Р., Валеев А.С.,Корниенко А.Н., Дулкарнаев М.Р.,Лабутин Д.В., Бриллиант Л.С., Печеркин М.Ф., Кокорин Д.А., Грандов Д.В., Комягин А.И. Методические основы и опыт внедрения цифровых технологий оперативного планирования и управления режимами работы добывающих и нагнетательных скважин на участке ОПР пласта ЮВ1 Ватьеганского месторождения ТПП «Повхнефтегаз» (ООО «ЛУКОЙЛ – Западная Сибирь») – М.: «Недропользование XXI век», № 6, 2017 г., с. 60 – 82.
4. Бриллиант Л.С., Комягин А.И. Управление заводнением нефтяных месторождений на основе прокси-моделирования. – М.: «Нефть. Газ. Новации», № 12, 2014 г., с. 32 – 37.
5. Гасников А. В. Современные численные методы оптимизации. Метод универсального градиентного спуска : учебное пособие. — М.: МФТИ, 2018.
6. Гилл Ф., Мюррей У., Райт М. Практическая оптимизация = Practical Optimization. — М.: Мир, 1985.