

УДК 532.5.031  
МРНТИ 28.23.37

## ПРИМЕНЕНИЕ ПРОКСИ-МОДЕЛЕЙ ПРИ ПРОГНОЗИРОВАНИИ ПАРАМЕТРОВ РАЗРАБОТКИ НЕФТЯНЫХ ЗАЛЕЖЕЙ

Ж.Т. Жетруов, К.Н. Шаяхмет, К.К. Карсыбаев, А.М. Булакбай, С.Б. Кулжанова  
ТОО «КМГ Инжиниринг», г. Нур-Султан, Казахстан

*Развитие цифровых технологий и вычислительных мощностей способствует ускоренной эволюции методов прогнозирования параметров разработки нефтяных и газовых залежей. Особенно важной вехой для нефтяной индустрии можно считать создание идеи и первые опыты применения искусственных нейронных сетей для разного рода прикладных задач: классификации геолого-технических мероприятий, автоматической интерпретации результатов геофизических исследований скважин и керна. На текущий момент актуальной и не до конца решенной задачей является применение машинного обучения для прогнозирования параметров разработки нефтяных залежей. Возникающие споры при попытках индустриального внедрения технологии связаны с так называемым «черным ящиком» – ситуацией, когда построенная модель не может объяснить физические законы, и в процессе расчета нелинейных зависимостей почти невозможно отследить промежуточные результаты. С учетом вышеописанных проблем на текущий момент лучшей практикой является совмещение моделей машинного обучения и физически содержательных аналитических моделей, описание которых приведено в данной работе.*

*Ключевые слова: машинное обучение, искусственные нейронные сети, прогноз параметров разработки.*

### Введение

Для более полного понимания материала здесь и далее необходимо привести описание терминов и понятий:

1) Прокси-модель – это математическая или физическая модель подземного пласта, которая по принципу гидродинамического моделирования адаптируется на определенный период времени и используется для получения прогноза параметров разработки;

2) Машинное обучение – это подраздел искусственного интеллекта, изучающий методы построения алгоритмов, способных обучаться на определенных данных и, основываясь на системе подобранных коэффициентов, прогнозировать необходимые параметры;

3) Искусственная нейронная сеть – раздел машинного обучения, а точнее модель, построенная по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей, нервных клеток живого организма;

4) Физически содержательные методы – методы построения прокси-модели, основу которой составляют принципы материального баланса и закона Дарси.

Данные методы предполагают некоторые ограничения, но широко используются в прикладных задачах нефтяной индустрии.

### Литературный обзор

Методы прокси-моделирования широко применяются в практике нефтедобывающих компаний для оперативного управления заводнением и оптимизации режимов работы скважин. В отличие от гидродинамических симуляторов, в которых должна решаться прямая задача гидродинамики, прокси-модель представляет собой полностью обратную задачу, т.е. проводится подбор параметров для воспроизведения фактической динамики работы скважин. На основе данных закачки и добычи может быть получено важное представление о характеристиках работы залежи. Для принятия оптимального решения по закачке воды, необходимо предсказать реакцию добычи нефти при различных сценариях закачки воды.

Электрические сети с емкостным сопротивлением имеют историческое значение при моделировании процессов движения нефти. Фактически они являются предшественником моделирования под-

земного резервуара. Использование таких сетей для объяснения поведения подземного потока в пористой среде восходит к 40-м гг. XX в. и совпадает с началом разработки первой в мире электронной цифровой вычислительной машины. Гениальный эксперимент исследователя Брюса состоял из цепи конденсаторов и резисторов, имитирующих мощные резервуары с водяным приводом [1]. В то время аналогичные задачи невозможно было решить математически из-за отсутствия вычислительных ресурсов. Эксперимент Брюса был основан на аналогии между основными уравнениями потока в пористой среде и электрическими схемами. Расход жидкости вызван разницей давления, в то время как поток электронов (электрический ток) вызывается разностью потенциалов. В обоих случаях среда обладает характерным сопротивлением к потоку. Кроме того, эти системы могут хранить энергию, в пласте флюиды могут накапливаться из-за его сжимаемости, а в контурах электроны хранятся в конденсаторах.

Валь и другие исследователи представили применение емкостной резистивной модели для тестирования производительности четырех самых крупнейших месторождений Саудовской Аравии [2]. Они использовали контроллеры для ввода наблюдаемых дебитов и давлений, следующим шагом выполнили регулировку емкостей и сопротивлений для проведения адаптации расчетных показателей с историческими данными.

В 2003 г. исследователи Альбертони и Лейк совместно предложили модель межскважинного взаимодействия на основе многомерной линейной регрессии [3]. На основе их работы в 2006 г. Юсеф разработал Capacitance-Resistance Model (далее – CRM), которая учитывает эффекты как сжимаемости, так и проницаемости, тем самым лучше фиксируя истинное снижение производительности добывающей скважины и временной лаг между скоростью закачки и дебитом [4]. В модели CRM каждая пара скважин содержит 2 параметра: первый параметр – это коэффициент взаимовлияния, количественно определяющий возможность соединения между добывающей и нагнетательной скважиной, а второй параметр – постоянная времени, которая количественно определяет степень накопления жидкости между скважинами. CRM прогнозируют дебиты скважин

исключительно на основе ранее наблюдаемых дебитов, закачки и забойных давлений: по этой причине для выполнения расчетов не требуется наличие геологической модели залежи. Далее Сайарпур в 2009 г. продолжил развитие дальнейшего применения CRM-модели для быстрого определения эффективности заводнения и его дальнейшей оптимизации [5].

Позднее CRM претерпела изменения с учетом различных сценариев разработки месторождений. Например, Кавиани с соавторами в 2012 г. дополнили CRM функцией моделирования случаев с безмерными колебаниями забойных давлений [6]. Соруш в 2014 г. внес изменения в CRM с учетом скин-фактора и перерывов работы скважин [7].

Наиболее совершенным классом физически содержательных прокси-моделей, которые решают проблему воспроизведения обводненности, является Interwell Numerical Simulation Model (далее – INSIM), разработанная Жао в 2015 г. [8]. Основная цель INSIM – предоставить быструю и упрощенную имитационную модель для достаточно точного расчета потока.

### Виды CRM

CRM – емкостно-резистивная модель, которая на основе уравнений материального баланса и Дюпюи позволяет рассчитывать гидродинамическую связь между скважинами. Базовое уравнение материального баланса для пласта с заводнением имеет вид:

$$c_t * Vp * \frac{dp}{dt} = w(t) - q(t) \quad (1)$$

где  $c_t$  – общая сжимаемость,  $V_p$  – поровый объем,  $p$  – среднее пластовое давление,  $w(t)$  – приемистость и  $q(t)$  – дебит жидкости.

Дебит жидкости скважин представлен следующим уравнением:

$$q(t) = J(p(t) - p_{wf}(t)) \quad (2)$$

где  $p_{wf}$  – забойное давление и  $J$  – коэффициент продуктивности добывающей скважины.

Таким образом,  $p$  можно выразить через  $q$ ,  $p_{wf}$  и  $J$  и, заменив его в уравнении (1), получить:

$$\tau \frac{dq}{dt} + q(t) = w(t) - \tau J \frac{dp_{wf}}{dt} \quad (3)$$

где значения дебитов и приемистостей в пластовых условиях, и  $\tau$  – временная константа, представленная как:

$$\tau = \frac{c_t V_p}{J} \quad (4)$$

Обратная временной константы  $\frac{1}{\tau}$  является эквивалентом темпа падения добычи на естественном режиме работы пласта.

Основные допущения моделей CRM:

- неизменная температура пласта;
- флюиды и поровый объем слегка сжимаемы;
- незначительные капиллярные силы;
- постоянный объем с мгновенной реакцией пласта на закачку;
- постоянный коэффициент продуктивности.

В качестве основных входных данных используются исторические показатели добычи нефти, воды и закачки, забойные давления добывающих скважин, химические свойства нефти, объемы пласта.

В данном докладе рассмотрены 3 модели CRM: Tank Based Capacitance-Resistance Model (далее – CRMT), Block Based Capacitance-Resistance Model (далее – CRMB) и Producer Based Capacitance-Resistance Model (далее – CRMP).

### CRMT

Контрольным объемом для CRMT является весь поровый объем месторождения. Материальный баланс рассчитывается для двух псевдо-скважин, дебит которых равен суммарной закачке и суммарной добыче (рис. 1).

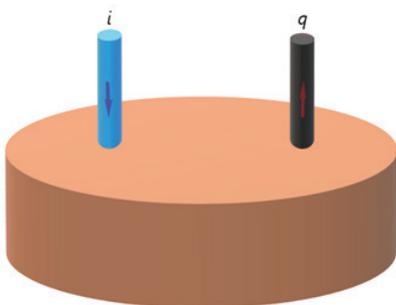


Рисунок 1. Схематическое представление модели CRMT

*i* – нагнетательная скважина  
*q* – добывающая скважина

Для расчета временной константы  $\tau$  используются средние свойства пласта.

Главный недостаток модели – это использование одного значения забойного давления для всех добывающих скважин. Результаты адаптации на такой модели могут быть использованы как начальное приближение в последующих, более сложных по структуре моделях.

### CRMB

Модели CRMT и CRMP предполагают незамедлительную реакцию добывающих скважин на изменение режима закачки воды в нагнетательной скважине. Для учета временной задержки в ответной реакции добывающих скважин разработана модель CRMB, подразумевающая разделение объема пласта на несколько одинаковых по геометрии блоков. На рис. 2 представлено схематичное представление модели CRMB.

Залежь разделяется на несколько блоков. Показатели последнего блока соответствуют параметрам добывающей скважины. Блоки между собой различаются значениями  $\tau$  (временная константа).

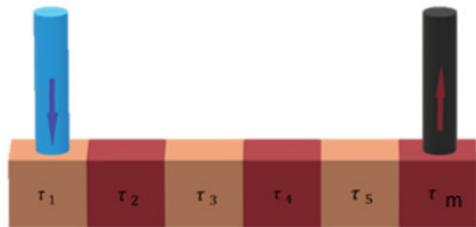


Рисунок 2. Схематичное представление модели CRMB

$\tau$  – временная константа

Метод рекомендуется для использования на месторождениях с удаленным расстоянием между добывающей и нагнетательной скважинами с низкими значениями проницаемости. Реализуется возможность разделения межскважинного пространства на несколько блоков с разными  $\tau$ , что позволяет смоделировать залежь с изменяемыми фильтрационно-емкостными свойствами (далее – ФЕС) по площади.

К недостаткам модели относится его сильная чувствительность к значениям закачки воды, при адаптации модели расчетная кривая постоянно стремится повторить тренд фактической закачки. По этой причине модель нецелесообразно применять при близком расположении скважин и с высокими значениями проницаемости.

### CRMP

Модель CRMP является мультиобъемной моделью, где каждая добывающая скважина имеет свой поровый объем, и учитывает влияние всех нагнетательных скважин, потенциально влияющих на добычу жидкости (рис. 3).

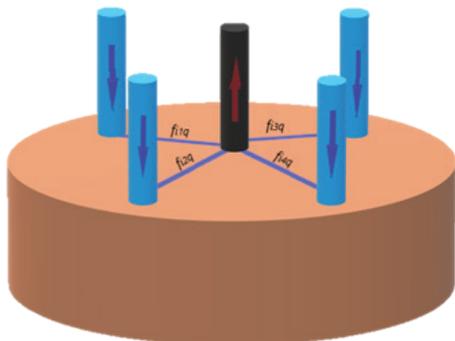


Рисунок 3. Схематичное представление модели CRMP

$f_{ij}$  – коэффициент взаимовлияния

Модель CRMP описывается следующим уравнением:

$$\begin{aligned}
 q_j(t_n) = & q_j(t_0) e^{-\left(\frac{t_n - t_0}{\tau_j}\right)} + \\
 & + \sum_{k=1}^n \left\{ e^{-\left(\frac{t_n - t_k}{\tau_j}\right)} \left( 1 - e^{-\frac{-\Delta t_k}{\tau_j}} \right) \right. \\
 & \left. \left[ \sum_{i=1}^{N_i} \left[ f_{ij} l_i^{(k)} \right] - J_j \tau_j \frac{\Delta p_{wf,j}^{(k)}}{\Delta t_k} \right] \right\} \quad (5)
 \end{aligned}$$

где

$q_j(t_n)$  – дебит жидкости в момент времени  $t_n$ ;

$q_j(t_0)$  – дебит жидкости в момент времени  $t_0$ ;

$\tau_j$  – временная константа;

$\tau_j = \left( \frac{c_t V_p}{J} \right)_j$  – временная константа;

$C_t$  – общая сжимаемость;

$V_p$  – эффективный поровый объем;

$J$  – коэффициент продуктивности;

$\Delta t_k$  – временной шаг;

$f_{ij}$  – коэффициент взаимовлияния;

$l_i$  – закачка нагнетательной скважины  $i$ ;

$J_j$  – коэффициент продуктивности;

$\Delta p_{wf,j}^{(k)}$  – изменение забойного давления;

$c_t$  – общая сжимаемость;

$V_p$  – эффективный поровый объем.

Основными преимуществами модели CRMP являются возможность индивидуального расчета добычи жидкости по каждой добывающей скважине и определение доли закачки каждой нагнетательной скважины.

### Практическое применение CRMP

В рамках практического применения модели CRMP были выполнены следующие работы:

- разработка алгоритма адаптации;
- адаптация CRMP на синтетических данных геолого-гидродинамической модели (далее – ГГДМ);
- адаптация на промысловых данных месторождения X;
- прогноз добычи жидкости и нефти по результатам адаптации на промысловых данных.

Наилучшая адаптация модели CRMP достигается при минимальной среднеквадратичной ошибке (далее – MSE) между фактическими и рассчитанными значениями добычи жидкости по скважине. Для лучшей адаптации расчетных уровней добычи жидкости необходимо подобрать оптимальные значения переменных из формулы (5):

- коэффициента взаимовлияния нагнетательной и добывающей скважин ( $f_{ij}$ );
- коэффициента продуктивности добывающей скважины ( $J$ );
- вовлеченного порового объема добывающей скважины ( $V_p$ ).

Для подбора оптимальных значений вышеописанных переменных используется итерационный метод численной оптимизации Бройдена – Флетчера – Гольдфарба – Шанно (далее – BFGS), предназначенный для нахождения локального минимума целевой функции (MSE). Алгоритм BFGS можно описать следующим образом.

Пусть задана некоторая функция  $f(x, y)$ , и мы решаем задачу оптимизации:  $\min f(x, y)$ , где в общем случае  $f(x, y)$  является невыпуклой функцией, которая имеет непрерывные вторые производные:

1) Инициализируем начальную точку  $x_0$ , задаем точность поиска  $> 0$ . Определяем начальное приближение  $H_0 = B_0^{-1}$ , где  $B_0^{-1}$  – обратный гессиан функции. В качестве начального приближения можно взять гессиан функции, вычисленный в начальной точке  $x_0$ . Иначе можно использовать

хорошо обусловленную, невырожденную матрицу, на практике часто берут единичную матрицу;

2) Находим точку, в направлении которой будем производить поиск, она определяется следующим образом:

$$p_k = -H_k * \nabla f_k \quad (6)$$

3) Вычисляем  $x_{k+1}$  через рекуррентное соотношение:

$$x_{k+1} = x_k + k * p_k \quad (7)$$

Коэффициент  $k$  находим, используя линейный поиск, где  $k$  удовлетворяет условиям Вольфе:

$$f(x_k + k * p_k) \leq f(x_k) + c_1 * k * \nabla f_k^T * p_k \quad (8)$$

$$\nabla f(x_k + k * p_k)^T * p_k \geq c_2 * \nabla f_k^T * p_k \quad (9)$$

Константы 1 и 2 выбирают следующим образом:  $0 \leq c_1 \leq c_2 \leq 1$ . В большинстве реализации  $c_1 = 0,0001$  и  $c_2 = 0,9$ . Фактически мы находим такое  $k$  при котором значение функции  $f(x_k + k * p_k)$  минимально.

4) Определяем векторы:

$$s_k = x_{k+1} - x_k \quad (10)$$

$$y_k = \nabla f_{k+1} - \nabla f_k \quad (11)$$

где  $s_k$  – шаг алгоритма на итерации,  $y_k$  – изменение градиента на итерации.

5) Обновляем гессиан функции, согласно следующей формуле:

$$H_{k+1} = (I - k * y_k * s_k^T) + s_k * s_k^T \quad (12)$$

где  $k = 1/(y_k^T * s_k)$ , а  $I$  – единичная матрица.

Оптимальные значения переменных, определенные в результате адаптации, используются в дальнейшем для расчета прогнозных дебитов жидкости при задаваемых значениях приемистостей нагнетательных скважин и забойных давлений добывающих скважин.

Все расчеты модели CRMP выполнялись в программном коде на программном обеспечении (далее – ПО) Python.

С целью адаптации модели CRMP на синтетических данных ГГДМ было подготовлено 18 секторных моделей различной сложности с геологическими и физико-химическими свойствами месторождения X. Данная работа выполнялась для оценки работоспособности модели на «чистых» данных приемистостей нагнетательных скважин, дебитов и забойных давлений добывающих скважин.

Выбранный объект месторождения X имеет утвержденный КИН 0,38 ед. (начальные геологические запасы – 19,8 млн т, начальные извлекаемые запасы – 7,5 млн т). На начало года остаточные извлекаемые запасы составляли 3,5 млн т с накопленной компенсацией 32% и обводненностью 76%. На объекте работает 64 добывающих скважины и 12 нагнетательных скважин.

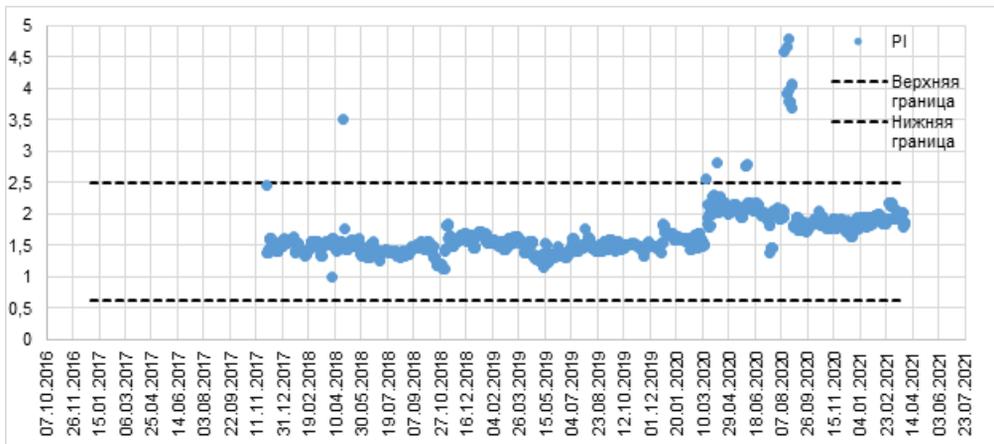


Рисунок 4. Пример скважины с аномальными значениями забойных давлений

На этапе адаптации модели CRMP на промысловых данных месторождения X был выполнен препроцессинг входных данных и пересчет аномальных значений забойных давлений добывающих скважин. Необходимость препроцессинга обусловлена наличием скважин либо с аномально высокими, либо с аномально низкими значениями забойных давлений. Для определения аномальных значений был проведен расчет динамических коэффициентов продуктивности добывающих скважин и экспертно определен коридор допустимых значений.

На рис. 4 представлен пример скважины с аномальными значениями забойных давлений. Препроцессинг подразумевает пересчет забойных давлений с приведением значений коэффициентов продуктивности в допустимый коридор.

Также была внедрена функция подбора периода адаптации с учетом проведенных геолого-технических мероприятий и длительных периодов простоя добывающих скважин, способных изменить ФЭС призабойной зоны пласта.

Для оценки точности прогноза дебитов жидкости добывающих скважин месторождения X были проведены 3 варианта расчетов адаптации: на полную историю добычи скважин, на последние 200 и 100 дней добычи. Также был рассчитан прогноз дебитов жидкости на 3 периода различной продолжительности: 7, 30 и 90 дней.

Для прогноза дебита нефти была разработана и реализована физическая прокси-модель CRMP + BFGS + WOR + Ensemble с учетом следующих факторов:

- текущий водонефтяной фактор (далее – ВНФ);
- остаточные извлекаемые запасы нефти;
- закачка во влияющие нагнетательные скважины.

Также в ПО Python был реализован классический метод материального баланса, основанный на данных добычи и закачки и обработанных результатах гидродинамических исследований скважин. Результаты расчетов прогноза дебита жидкости и нефти подаются в функцию материального баланса в виде входных данных, и на выходе функция отображает пользователю графическое представление пластового давления на период прогноза. Материальный баланс был рассчитан от-

дельно по сводам объекта эксплуатации месторождения X.

### Результаты тестирования

На начальном этапе работ алгоритм модели CRMP был реализован в ПО Microsoft Excel VBA. Точность и надежность прогнозирования дебитов жидкости и нефти по модели CRMP были проверены на синтетической модели с 9 нагнетательными и 16 добывающими скважинами со схожими параметрами геолого-физических свойств реальной залежи. В результате итеративного подбора параметров ( $c_i$ ,  $V_p$ ,  $f_{ij}$ ), отклонение дебитов жидкости в целом по синтетической модели от расчетных моделей CRMP составило 9%. Среднее отклонение по добывающим скважинам составило 13%.

Поскольку прогнозные расчеты CRMP показали хорошую сходимость с результатами синтетической модели, алгоритм CRMP модели был переписан в ПО Python, и последующие расчеты прогнозных вариантов сравнивались с фактическими промысловыми данными месторождения X. Объект месторождения условно разделен на 12 кластеров по методу Вороного [9], где каждый кластер содержит 1 нагнетательную скважину и окружающие добывающие скважины (всего 59 ед.). При адаптации модели на исторические данные используется встроенная библиотека `scipy.optimize` ПО Python, которая итеративно подбирает значения параметров модели ( $c_i$ ,  $V_p$ ,  $f_{ij}$ ) с целью минимизации ошибки сходимости фактических и расчетных значений дебитов жидкости по каждой добывающей скважине.

Адаптация модели на фактические промысловые данные была выполнена на трехгодичный период, при котором были получены отклонения абсолютной средней ошибки между фактическими и рассчитанными значениями дебитов жидкости по скважинам в диапазоне от 7% до 32%. Большие отклонения в основном связаны с погрешностью/неточностью промысловых замеров и нефизичностью продуктивности скважины.

Стоит также отметить, что адаптация модели на период 3 года значительно увеличивает время расчета из-за длительной истории разработки, вследствие чего были выполнены дополнительные расчеты адаптации на периоды 200 и 100 дней. Адаптация на 100 дней приводит к ниже-

нию времени расчетов примерно в 10 раз, расчет адаптации на одну скважину занимает меньше минуты, тогда как, к примеру, в первом варианте из-за длительной исто-

рии разработки (3 года) поиск оптимального решения на каждую пару добывающих и нагнетательных скважин занимает от 5 до 10 мин.

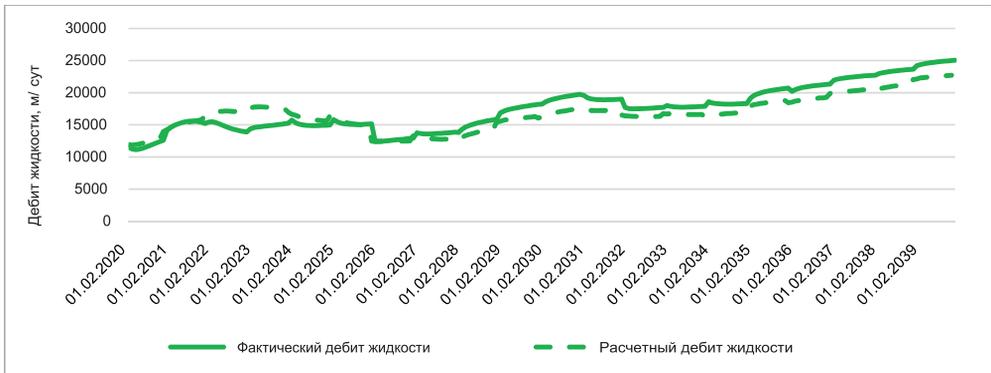


Рисунок 5. Сравнение динамики добычи жидкости по синтетической модели и CRMP

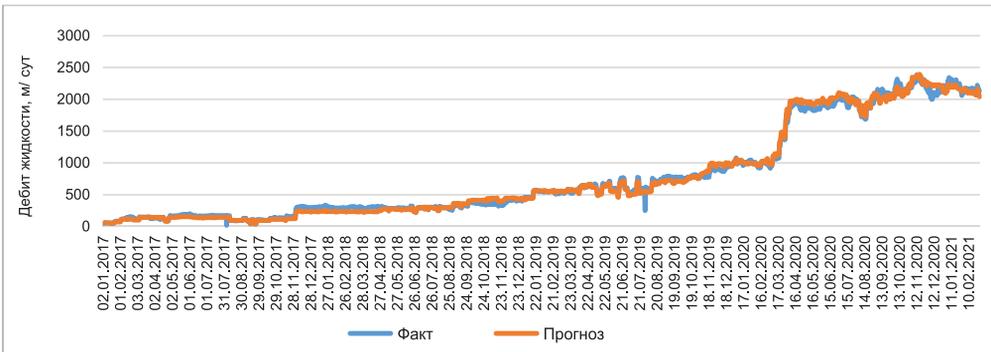


Рисунок 6. Адаптация модели CRMP на фактические промысловые данные (3 года) месторождения X

С целью улучшения адаптации модели CRMP на фактические промысловые данные в ПО Python были реализованы различные варианты «слепого тестирования» (blind test). «Слепое тестирование» – это ретроспективный анализ, в котором после адаптации модели к истории разработки выполняются прогнозные расчеты на период, где имеются фактические данные. Отклонение расчетных прогнозных данных от фактических значений отражает качество адаптации модели.

В соответствии с планом были разработаны 9 вариантов расчета модели с адаптацией на полный период (3 года), 200 дней и 100 дней и прогнозным периодом на 7, 30 и 90 дней. В результате выполненных расчетов наилучшая адаптация получена по варианту 100 дней адаптации с тридцатидневным прогнозом, среднее mean absolute percentage error (далее – MAPE) по всем скважинам составило 21,8%. На рис. 7 представлены результаты по значениям MAPE с разбиением на кластеры.



Рисунок 7. Средние значения MAPE по адаптации на 100 дней и прогнозу на 30 дней

### Выводы

Применение прокси-моделей различной степени сложности для моделирования поведения потока в пористой и проницаемой среде началось в середине XX в., и с развитием вычислительной мощности были возобновлены попытки применения данного типа моделей в коммерческих продуктах, ориентированных на прогнозирование параметров разработки залежей нефти и газа.

В ходе данной работы на основе результатов адаптации был выбран метод CRMP для дальнейшего применения на реальных данных и возможности среднесрочного прогнозирования параметров разработки. В результате работы команды специалистов был создан алгоритм в ПО Python с подбором настроечных коэффициентов функций с использованием метода численной оптимизации BFGS, подобран оптимальный период адаптации (100 дней) и прогнозирования (30 дней), разработан ансамбль моделей характеристик вытеснения (линейные/ экспоненциальные тренды ВНФ с учетом остаточных запасов нефти) для прогнозирования дебита нефти. Показателями эффективности между фактическими и рассчитанными значениями добычи жидкости и нефти по скважинам и оцениваемому участку в целом выбраны метрики: средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE) и среднеквадратичная ошибка (MSE).

Полученные результаты позволяют сделать ряд выводов и выявить направления для будущих исследований для улучшения работы алгоритма и применения прокси-моделей:

1. Прокси-модели могут служить альтернативой ГГДМ благодаря скорости и упрощенной физике расчетов для оперативного управления разработкой месторождений.

2. Получена прокси-модель, которая может генерировать различные сценарии параметров разработки (добычи жидкости/нефти, пластовое давление) с учетом текущей оценки взаимовлияния нагнетательных и добывающих скважин. Для осуществления прогноза в модель подаются забойные давления добывающих скважин и уровни закачки нагнетательных скважин.

3. Для адаптации и корректной работы алгоритма необязательно использование длительной истории работы скважин; для более корректного прогноза достаточно периода, в котором нет существенных изменений коэффициента продуктивности, отсутствовали длительные остановки скважин и не проводилось геолого-технических мероприятий скважин.

4. Основным сдерживающим фактором точности получаемых прогнозов является качество исходных данных, наибольшее влияние оказывает история изменений забойных давлений и точность замеров жидкости и нефти.

С точки зрения авторов, с развитием искусственного интеллекта и алгоритмов машинного обучения открываются новые перспективы для увеличения точности и коммерческого использования прокси-моделей. В будущих работах будет рассмотрен так называемый гибридный подход, когда прогнозные данные из прокси-модели будут использованы как один из входных параметров настраиваемой модели машинного обучения.

### Список использованной литературы

1. Bruce, W.A. An Electrical Device for Analyzing Oil-reservoir Behavior. – Pet. Technol., 1943, 151, p. 112–124. DOI: 10.2118/943112-G.
2. Wahl W.; Mullins L.; Barham R.; Bartlett W. Matching the Performance of Saudi Arabian Oil Fields with an Electrical Model. – J. Pet. Technol. 1962, 14, p.1275–1282. DOI: 10.2118/414-PA
3. Albertoni A.; Lake L.W. Inferring interwell connectivity only from well-rate fluctuations in waterfloods. – SPE Reserv. Eval. Eng., 2003, 6, p. 6–16. DOI: 10.2118/83381-PA.
4. Yousef A.A.; Gentil P.H.; Jensen J.L.; Lake L.W. A Capacitance Model to Infer Interwell Connectivity from Production and Injection Rate Fluctuations. – SPE Reserv. Eval. Eng., 2006, 9, p. 630–646. DOI: 10.2118/95322-PA.
5. Sayarpour M., Zuluaga E., Kabir C.S., Lake L.W. The use of capacitance-resistance models for rapid estimation of waterflood performance and optimization. – J. Pet. Sci. Eng., 2009, 69, p. 227–238. DOI: 10.1016/j.petrol.2009.09.006.
6. Kaviani D.; Jensen J.L.; Lake L.W. Estimation of interwell connectivity in the case of unmeasured fluctuating bottomhole pressures. – J. Pet. Sci. Eng., 2012, p. 90–91, 79–95. DOI:10.1016/j.petrol.2012.04.008.
7. Soroush, M.; Kaviani, D.; Jensen, J.L. Interwell connectivity evaluation in cases of changing skin and frequent production interruptions. – J. Pet. Sci. Eng., 2014, 122, p. 616–630. DOI:10.1016/j.petrol.2014.09.001.
8. Zhao H.; Kang, Z.; Zhang X.; Sun H.; Cao L.; Albert C. R. INSIM: A Data-Driven Model for History Matching and Prediction for Waterflooding Monitoring and Management with a Field Application – SPE Reserv. Simul. Symp., February 2015. Doi: <https://doi.org/SPE-173213-MS>
9. Voronoi, G.F. Nouvelles applications des paramètres continus à la théorie de formes quadratiques. – Journal für die reine und angewandte Mathematik, 1908, 134. p. 198–287. DOI: <https://doi.org/10.2118/205488-PA>

## МҰНАЙ КЕН ОРЫНДАРЫНЫҢ ИГЕРУ ПАРАМЕТРЛЕРІН БОЛЖАУДА ПРОКСИ МОДЕЛЬДЕРДІ ҚОЛДАНУ

Ж.Т. Жетруов, Қ.Н. Шаяхмет, К.К. Қарсыбаев, А.М. Булақбай, С.Б. Құлжанова

«ҚМГ Инжиниринг» ЖШС, Нұр-Сұлтан қ-сы, Қазақстан

Мұнай және газ кен орындарын игеру параметрлерін болжау әдістерінің эволюциясы цифрлық технологиялар мен есептеу қуатының дамуына байланысты жаңа мүмкіндіктерге ие болды. Мұнай өнеркәсібі үшін ерекше маңызды кезең ретінде әр түрлі қолданбалы тапсырмалар үшін жасанды нейрондық желілерді қолданудың идеясының пайда болуы мен алғашқы тәжірибелерді жасауды санауға болады: геологиялық-техникалық шараларды классификациялау, ұңғымаларды каротаждау және кернді зерттеу нәтижелерін автоматты түрде интерпретациялау. Қазіргі уақытта өзекті және толық шешілмеген мәселенің бірі болып мұнай кен орындарын игеру параметрлерін болжау үшін машиналық оқытуды пайдалану болып саналады. Технологияны өнеркәсіптік енгізу кезінде туындайтын даулар «қара жәшік» деп аталатын мәселеге байланысты орын алады – құрастырылған модель физикалық заңдарды түсіндіре алмайды, ал сызықтық емес тәуелділіктерді есептеу процесінде аралық нәтижелерді қадағалау мүмкіншілігі болмайды. Жоғарыда сипатталған мәселелерді ескере отырып, қазіргі уақытта ең жақсы тәжірибе осы мақалада сипатталған машиналық оқыту үлгілері мен физикалық аналитикалық модельдерді біріктіру болып табылады.

Негізгі сөздер: машиналық оқыту, жасанды нейрондық желілер, игеру параметрлерін болжау.

## APPLICATION OF PROXY MODELS FOR OIL RESERVOIRS PERFORMANCE PREDICTION

**Zh.T. Zhetruov, K.N. Shayakhmet, K.K. Karsybayev, A.M. Bulakbay, S.B. Kulzhanova**  
KMG Engineering LLP, Nur-Sultan, Kazakhstan

*The evolution of oil and gas reservoirs development parameters prediction has received new opportunities due to the development of digital technologies and computing power. The idea and first experiments in the use of artificial neural networks for various kinds of applied problems as classification of workover actions, automatic interpretation of geophysical well logging and core analyses results can be considered as an important milestone for the oil industry. The application of machine learning for reservoir development parameters prediction is currently a pressing and unresolved issue. Disputes arising in attempts to industrialize this technology are associated with so-called “black box” – a situation when the constructed model cannot explain physical laws and it is almost impossible to track intermediate results in the process of calculating non-linear dependencies. Given the problems described above, the current best practice is to combine machine learning models and physically meaningful analytical models as described in this paper.*

*Key words: machine learning, artificial neural networks, prediction of development parameters.*

### Информация об авторах

**Жетруов Жасулан Талгатбекович** – руководитель службы по аналитике,  
*zh.zhetruov@niikmg.kz.*

**\*Шаяхмет Қайыргелді Нұрланұлы** – ведущий инженер службы по аналитике,  
*k.shayakhmet@niikmg.kz.*

**Карсыбаев Куат Куанышевич** – эксперт службы по аналитике,  
*k.karsybayev@niikmg.kz.*

**Бұлақбай Азамат Мұратбекұлы** – ведущий инженер службы по аналитике,  
*a.bulakbay@niikmg.kz.*

**Құлжанова Сара Болатқызы** – старший инженер службы по аналитике,  
*s.kulzhanova@niikmg.kz.*

ТОО «КМГ Инжиниринг», г. Нур-Султан, Казахстан

*\*Автор, ответственный за переписку*