

**АВТОАДАПТАЦИЯ ПРИ ПОСТРОЕНИИ ГЕОЛОГИЧЕСКИХ И ГИДРОДИНАМИЧЕСКИХ  
МОДЕЛЕЙ НЕФТЯНЫХ И ГАЗОВЫХ МЕСТОРОЖДЕНИЙ**

**Р.К. Ибатуллин, А.А. Иванцов**

Научный руководитель инженер Г.Ю. Шишаев

*Национальный исследовательский Томский политехнический университет, г. Томск, Россия*

*Введение.* Геологическое и гидродинамическое моделирование представляет собой создание компьютерных моделей, которые используются для симуляции течения жидких сред (как правило, нефти, воды и газа) через пористую среду. Модели используются нефтегазовыми компаниями при принятии решений о разработке новых месторождений с целью оценки их инвестиционной привлекательности, а также для прогноза дебитов жидкости и распределения пластового давления с целью выработки стратегии разработки. Моделирование связано с рядом проблем и ограничений. Во-первых, создание и корректировка модели месторождения часто занимает много времени, а получение исходных данных стоит значительных средств (например, отбор керна). Кроме того, модели основаны на данных, полных неопределенностей, среди которых: распределение фаций, сейсмические данные, данные о добыче, недостаток надежных керновых и каротажных данных и результатов гидродинамических исследований и т.д. Вследствие этих неопределенностей, модель (геологическая и гидродинамическая) нуждается в корректировке, которая становится возможной с появлением опорных данных в виде информации по дебиту добычи и закачки флюидов, обводненностей, давлений в пласте, на забое или устье скважин и др. Этот процесс носит название адаптации (*history matching*). Параметрами, с опорой на которые производится адаптация модели, являются данные по накопленным и текущим показателям добычи и закачки углеводородов и рабочих агентов, забойное давление по скважинам, среднее пластовое давление и т.д.

Оценка качества адаптации истории требует подсчета значения целевой функции, т.е. квадрата несоответствия между измерениями и результатами моделирования. Модель при определенных параметрах считается адаптированной, если достигнуто условия минимума целевой функции.

Процесс адаптации часто сопряжен с трудоемкостью, так требует множества итераций. С развитием автоматизированных средств вычислений стала возможна так называемая автоадаптация, в ходе которой автоматически в модель вносятся многочисленные изменения и на условии минимизации целевой функции выбираются наиболее подходящие реализации модели.

*Методы автоадаптации.* Существует два направления автоадаптации: детерминистический и стохастический.

Детерминистические методы используют традиционные подходы оптимизации и получают единственную оптимальную модель месторождения. Для этого вычисляется градиент целевой функции и его направление, а затем находится единственная реализация. Однако автоадаптация является обратной задачей моделирования, и может существовать несколько реализаций модели, которые удовлетворяют истории разработки месторождения. Таким образом, нахождение единственного решения часто исключает нахождение решения верного, и это может негативно отразиться на результатах принятых решений по разработке месторождения.

Стохастические методы требуют значительных вычислительных затрат, но из-за быстрого развития скорости компьютерных вычислений стохастические алгоритмы получают все более широкое распространение. Такие методы имеют три основных прямых преимущества [5]: 1) В результате адаптации создается серия случайных равновероятных реализаций, все из которых могут быть геологически и физически обоснованными; 2) Позволяют предсказывать неопределенность прогнозирования, сравнивая результаты моделирования всех реализаций; 3) Среди всех реализаций лежит искомая репрезентативная модель.

Среди наиболее широко распространённых стохастических алгоритмов [5]: имитация отжига (*Simulated Annealing*); Генетический алгоритм (*Genetic Algorithm*); Политоп (*Polytope*); Поиск рассеяния и табу (*Scatter & Tabu Searches*); Метод соседей (*Neighborhood*); Фильтр Калмана (*Kalman Filter*).

Одной из реализаций программного продукта для автоадаптации является Raven (созданный подразделением *Epistemy Ltd.* университета *Heriot Watt*). В Raven применены стохастические методы автоадаптации. Он позволяет осуществлять автоадаптацию моделей резервуара и оценивать степень неопределенностей данных. В Центре подготовки и переподготовки специалистов нефтегазового дела НИ ТПУ осуществляется тестирование продукта.

Рассмотрим пример адаптации синтетической модели с 1 добывающей и 1 нагнетательной скважинами по дебиту воды, нефти, давлению на забое [1]. Для небольшой модели было применено более 10000 итераций (ограничивается пользователем). Адаптация производилась с опорой на текущий дебит по воде и нефти, забойному давлению для добывающей скважины и на текущий расход воды и забойное давление в нагнетательной скважине (рис. 1). Адаптируемыми параметрами являются: толщины пропластков, вертикальная и горизонтальная проницаемости, фазовые проницаемости, скин-фактор.

*Геологический реализм при автоадаптации.* Относительно широкое распространение в автоадаптации получает контроль геологического реализма. Современный подход метода геологического реализма при автоадаптации состоит в том, чтобы генерировать предварительную (априорную) геологическую информацию, основанную на внутренних взаимосвязях между геологическими генетически связанными параметрами (например, глубина и толщина речного канала); затем использовать эту информацию для контроля геологического реализма распределения параметров пласта в процессе адаптации. Это значительно ускоряет процесс автоадаптации, а также позволяет создать равновероятные геологически обоснованные реализации модели резервуара, что обеспечивает лучшую прогнозируемость разработки.

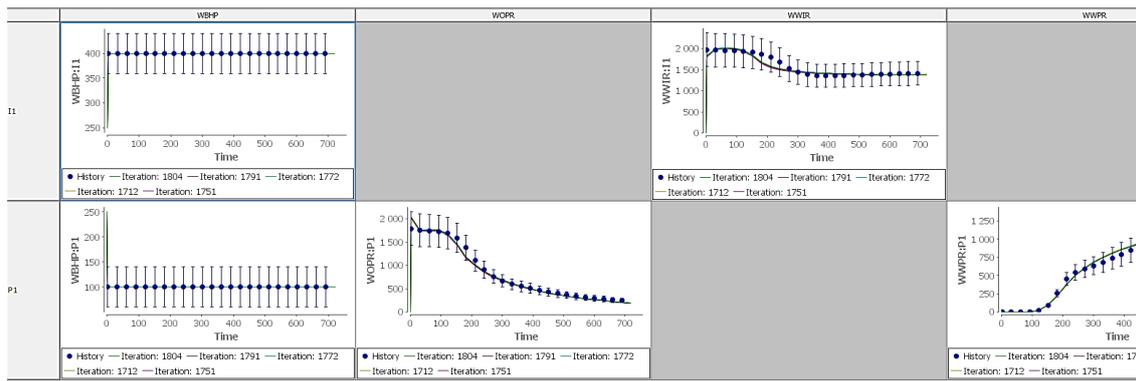


Рис. 1 Результаты автоадаптации, выполненной в Raven

Одной из важнейших проблем при генерировании априорной информации является определение геометрии осадочных тел и распределение в них фаций. Осуществить это невозможно без анализа обстановки осадконакопления, в которой было сформировано геологическое тело.

Построение седиментологической модели является сложным процессом, и статистические методы распределения и линейные оценки свойств не могут эффективно справиться с этим по многим причинам:

а) количество данных (керновых, обнажений) крайне невелико, а их качество невысоко (в особенности сейсмических);

б) геологическая информация крайне разнообразна и тяжело учитываема (характеристика процесса осадконакопления: размер осадка, температура, энергия, тектоника и т.д., – или распределение свойств в пределах породы: литология, пористость, проницаемость, смачиваемость, химический состав, ископаемые остатки);

в) статистические соотношения между геологическими переменными являются нелинейными;

г) данные являются с разной степенью неточными.

В связи этими проблемами широкое применение в процессе создания априорной геологической информации (геометрии осадочных тел, распределения фаций) получили методы машинного обучения. Многие методы машинного обучения позволяют создать сложные, нелинейные распределения многочисленных свойств на основе уже имеющихся обучающих моделей. Число равновероятных реализаций при этом не ограничено. Например, процесс обучения на основе встречающихся нам реальных речных систем и глубоководных обстановок осадконакопления описан соответственно в [2, 3]. Обученные алгоритмы на основе большого количества входной информации, включающей геологические скважинные данные, сейсмические снимки, создают возможные геологические модели резервуаров на принципе подобия современным обстановкам осадконакопления. Эффективными показали себя Support Vector Method [3], Neighbourhood Algorithm [2], Kernel Learning Algorithm [4].

Так, в [3] в качестве предварительной информации использовался набор тренировочных образов, связанных с геометрией и распределением фаций в речных ветвящихся системах (рис. 2). На основе этих тренировочных образов был построен ряд геологических, а затем гидродинамических моделей. После сравнения результатов моделирования и реальных данных были выбраны опорные модели, которые используются для дальнейшего прогноза.

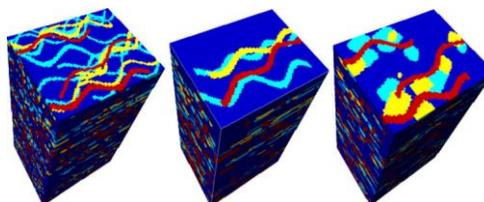


Рис. 2 Распределение и геометрия речных канальных отложений в трех равновероятных реализациях

#### Заключение

Автоадаптация с применением априорной геологической информации в геологическом и гидродинамическом моделировании месторождений нефти и газа является эффективным инструментом для создания множественных равновероятных моделей, позволяет соблюдать геологический реализм и, в конечном итоге, дает возможность принять оптимальные решения по разработке месторождений нефти и газа. Перспективным инструментом для создания априорной геологической информации являются методы машинного обучения.

#### Литература

- Инструмент автоадаптации и оценки неопределенностей Raven/ЦППС НД ТПУ. – Томск, 2017. – 26 с.
- Alpak F.O., Barton M.D., and Castineira D. Retaining Geological Realism in Dynamic Modelling: A Channelized Turbidite Reservoir Example From West Africa. *Petroleum Geoscience* – **17**, 2011. – P. 35 – 52.
- Demyanov V., Pozdnoukhov A., Kanevski M. and Christie M. Geomodelling of a Fluvial System with Semi Supervised Support Vector Regression. VII International Geostatistics Congress. Santiago de Chile, 2008. – P. 627 – 636.
- Demyanov V., Christie M., Kanevski M. and Pozdnoukhov A. Reservoir Modelling Under Uncertainty – A Kernel Learning Approach. IX International Geostatistics Congress. Oslo, extended abstract, 2012.

8. Landa J.L. Reservoir parameter estimation constrained to pressure transients, performance history and distributed saturation data. PhD thesis, Stanford University, 1979
9. Park H., Scheidt C., Fenwick D., Boucher A. and Caers J. History Matching and Uncertainty Quantification of facies models with multiple geological interpretations. Computational Geosciences, 2013. – P.1 – 13.

**К ВОПРОСУ ОБ ИСТОЧНИКАХ СНОСА ВО ВРЕМЯ ФОРМИРОВАНИЯ  
НИЖНЕКАМЕННОУГОЛЬНОЙ ЖУКОВСКОЙ СВИТЫ  
(ВИЗЕЙСКИЙ ЯРУС, ВОСТОЧНЫЙ СКЛОН СРЕДНЕГО УРАЛА)**

**А.Ю. Исаков<sup>1,2</sup>, О.Ю. Мельничук<sup>2</sup>**

Научный руководитель профессор Г.А. Мизенс

<sup>1</sup>Уральский государственный горный университет, г. Екатеринбург, Россия

<sup>2</sup>Институт геологии и геохимии УрО РАН, г. Екатеринбург, Россия

Жуковская свита – визейская толща терригенных пород (аргиллиты, песчаники, гравелиты, брекчии, глыбы известняков) мощностью более 800 метров. Наиболее представительный разрез свиты обнажается в стратотипической местности, в районе д.д. Жуково и Сохарево на р. Реж. Основной целью настоящей работы является определение состава источников сноса, существовавших во время формирования жуковской свиты в поздневизейское время при помощи геохимических исследований.

Таблица

Содержание петрогенных оксидов (мас. %), значения петрохимических модулей и индикаторов

Компонент	Мин.	Ср.	Макс.	Компонент, модуль	Мин.	Ср.	Макс.
Na <sub>2</sub> O	1,15	1,29	1,43	Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub> общ/(Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub> +FeO)	4,31	4,97	6,07
MgO	1,93	2,34	3,08	п.п.п. (потери при прокаливании)	8,70	11,78	12,80
Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	9,37	10,03	11,11	ГМ ((Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub> общ+MnO)/SiO <sub>2</sub> )	0,26	0,28	0,37
SiO <sub>2</sub>	54,17	58,58	63,63	ТМ (TiO <sub>2</sub> / Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub> )	0,05	0,05	0,06
P <sub>2</sub> O <sub>5</sub>	0,11	0,12	0,18	ЖМ ((Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub> общ+MnO)/(TiO <sub>2</sub> +Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub> ))	0,42	0,53	0,91
K <sub>2</sub> O	1,48	1,68	2,08	ФМ ((Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub> общ+MnO+MgO)/ SiO <sub>2</sub> )	0,12	0,13	0,23
CaO	4,9	8,07	9,49	HKM ((Na <sub>2</sub> O+K <sub>2</sub> O)/Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub> )	0,27	0,3	0,33
TiO <sub>2</sub>	0,46	0,52	0,59	AM (Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub> / SiO <sub>2</sub> )	0,15	0,17	0,19
MnO	0,14	0,57	3,36	ЦМ (Na <sub>2</sub> O/K <sub>2</sub> O)	0,62	0,78	0,9

Работа основана на результатах исследования аргиллитов, вскрытых в одном из двух карьеров на северной окраине д. Жуково, так как именно их геохимические особенности (на наш взгляд) наилучшим образом отражают состав некарбонатных массивов, размывавшихся на палеоводосборах. Всего в карьерах обнажается 5 пачек (360 м в целом). Детально они описаны в работе Т.И. Степановой с соавторами [2]. В юго-западном карьере разрез (260 м) сложен тонкослоистыми аргиллитами с щепковидной отдельностью. Породы с неравномерной примесью алевритового и карбонатного материала, чередуются с тонкими (1–5 мм) слоями алевритов, тонко- и мелкозернистых песчаников. Вверх по разрезу толщина песчаных пластов становится больше (от 2–3 до 30 см, иногда до 1–1,5 м), породы более грубые. Выше, в северо-восточном карьере, вскрыто неравномерное чередование аргиллитов и мергелей с калькаренитами, кальцирудитами, граувакками.

Комплексные исследования проб аргиллитов указанного разреза (16 проб) сделаны в лаборатории ФХМИ ИГГ УрО РАН (ЦКП «Геоаналитик»).

Подавляющее большинство изученных проб аттестуется (по [4]) как миосилиты, одна проба относится к хемотипу псевдосиферлитов (табл. 1). Псевдосиферлит отличается от остальной выборки повышенным (более 3%) содержанием оксида марганца. В целом отнесение аргиллитов к хемотипу миосилитов позволяет предполагать в них значительное количество алевритовой примеси. При этом аргиллиты являются известковистыми – суммарное содержание CaO и п.п.п. составляет от 13,6 до 22,3 мас. % (среднее 19,9 мас. %).

По положению фигуративных точек составов аргиллитов жуковской свиты на классификационных диаграммах Я.Э. Юдовича и М.П. Кетрис [4] можно предполагать, что глинистая составляющая в них представляет собой смесь хлоритов, гидрослюд (преобладают) и монтмориллонита (рис. 1).

Вероятно, среди пород-источников обломочного материала присутствовали магматические породы основного и среднего состава, а также осадочные образования, на что указывает положение фигуративных точек глинистых пород жуковской свиты на диаграмме F1-F2<sup>1</sup>[6] (рис. 2), предназначенной для идентификации пород, размывавшихся на палеоводосборах (некоторые из точек выборки тяготеют к полям изверженных пород основного и среднего состава). Выявленные особенности не противоречат и несколько дополняют данные, полученные в результате изучения галек конгломератов разреза «Балабанов камень» Т.И. Степановой и Н.А. Кучевой [2]. Согласно их определениям, помимо многочисленных и разнообразных галек известняков раннекаменноугольного (визейского) и девонского возрастов в конгломератах присутствуют обломки пород трахиандезитовой толщи позднедевонско-раннетурнейского возраста (в том числе кремни) и литокласты песчаников карбонатно-кремнистого состава, возраст которых неизвестен.

<sup>1</sup>F1 = 30,638 × TiO<sub>2</sub>/Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub> – 12,541 × Fe<sub>2</sub>O<sub>3</sub>/Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub> + 7,329 × MgO/Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub> + 12,031 × Na<sub>2</sub>O/Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub> + 35,402 × K<sub>2</sub>O/Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub> – 6,382; F2 = 56,5 × TiO<sub>2</sub>/Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub> – 10,879 × Fe<sub>2</sub>O<sub>3</sub>/Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub> + 30,875 × MgO/Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub> – 5,404 × Na<sub>2</sub>O/Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub> + 11,112 × K<sub>2</sub>O/Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub> – 3,89