

## АВТОМАТИЗИРОВАННОЕ ФОРМИРОВАНИЕ ПРОГРАММЫ ГЕОЛОГО-ТЕХНИЧЕСКИХ МЕРОПРИЯТИЙ НА ОСНОВЕ АДАПТИВНОГО ПРОГНОЗА ИХ ЭФФЕКТИВНОСТИ

**Ахметзянов А.В., Захарян А.З., Урсегов С.О.**  
*Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН,*  
*Россия, г. Москва ул. Профсоюзная д. 65*  
 atlaswa@gmail.com, azarmen@mail.ru, sourcegov@gmail.com

*Аннотация: Рассматривается задача автоматизированного адаптивного прогноза эффективности геолого-технических мероприятий на скважинах нефтегазового месторождения с использованием каскадов нечетко-логических матриц и механизма клеточных автоматов. В программу проведения геолого-технических мероприятий рекомендуется включать скважины лучшей группы по их прогнозной эффективности.*

Ключевые слова: адаптивное прогнозирование, нечетко-логические матрицы, клеточные автоматы, нефтегазовое месторождение, добывающая скважина, геолого-техническое мероприятие, дебит нефти.

### Введение

В обобщенной форме уравнение управления разработкой любого нефтяного месторождения можно представить следующим образом:

$$qp(t) = M(\Phi, \Psi),$$

где  $qp(t)$  – добыча или давление как функции от времени;  $M(\Phi, \Psi)$  – математическая модель течения флюида в пласте, включающая  $\Phi$  – характеристики пласта и  $\Psi$  – характеристики процесса фильтрации, в том числе термодинамические параметры пластовой системы.

Для решения этого уравнения доступен любой из трех имеющихся математических подходов [1]: детерминированный, если известны все параметры из правой части уравнения; стохастический, если параметры из правой части уравнения известны лишь с определенной долей вероятности; или адаптивный, когда правая часть уравнения неизвестна полностью, а левая часть представлена временными рядами фактических показателей добычи или давления. Поскольку детерминированный и стохастический подходы наиболее развиты, то они могут быть отнесены к традиционным.

В целях математического описания изучаемого объекта разработки удобно пользоваться схемой, в которой  $S$  – это система, включающая в себя продуктивный пласт, пробуренные на нем скважины и другие связанные с ними элементы. Входной параметр  $I$  – это граничные и начальные условия, приложенные к  $S$ . Ответ  $S$  на эти воздействия – это выходной параметр  $O$ , который может принимать форму временных рядов фактических показателей добычи и давления в поверхностных условиях.

Прямая задача возникает, когда описанная схема используется следующим образом:  $[I] \times [S] \rightarrow [O]$ . Подобную задачу принято называть задачей прогноза, но по своей сути она является задачей анализа, так как имеет одно единственное решение.

Обратная задача первого рода связана с настройкой созданной гидродинамической модели изучаемого объекта на фактические показатели разработки. При решении этой задачи делается попытка восстановить  $S$  по известным значениям  $I$  и  $O$  согласно уравнению:  $[O] / [I] \rightarrow [S]$ , которое имеет бесконечное множество решений. Однако использовать настроенную подобным образом гидродинамическую модель можно только для решения задачи анализа, корректно прогнозировать эффективность проведения геолого-технических мероприятий (ГТМ) эта модель не может.

Для решения обратной задачи второго рода используются известные параметры  $S$  в виде созданной на основе исходных, а не модифицированных геологических и промысловых данных гидродинамической модели изучаемого объекта. Выходной параметр  $O$  в виде конечного коэффициента нефтеизвлечения или минимально необходимого дебита нефти после проведения на скважине ГТМ также известны. В этом случае решается именно задача прогноза уровней добычи нефти или эффективности проведения ГТМ при условии достижения ожидаемого  $O$ :  $[O] / [S] \rightarrow [I]$ . Решение этого уравнения также может приводить к различным результатам. Т.е. невозможно в принципе точно спрогнозировать дебиты отдельных скважин, но можно подобрать такие скважины, которые позволят повысить средний дебит после ГТМ.

Математическая постановка рассматриваемой задачи и ее решения с использованием традиционных подходов представлены в работах [2 - 3]. Данное исследование посвящено разработке адаптивной методики прогнозирования эффективности проводимых на скважинах ГТМ, основная идея которой заключается в том, что даже при наличии объективных ограничений адаптивный прогноз может оказаться полезным.

## 1 Методика адаптивного прогнозирования эффективности геолого-технических мероприятий

Адаптивный прогноз эффективности ГТМ представляет собой наиболее сложный по структуре вид технологического прогноза, что соответствует тем затратам, которые реализуются при проведении ГТМ. Прогнозируются средние значения дебита нефти, дебита воды и обводненности за первые три месяца работы скважины после проведения на ней ГТМ. Здесь есть некоторая избыточность, поскольку эти три параметра взаимосвязаны и любой из них можно получить из двух других. Но каждый из них прогнозируется независимо, поэтому прогнозы не всегда сходятся и это позволяет получить дополнительный вариант прогноза дебита нефти на основе результатов независимого прогнозирования дебита воды и обводненности.

В процессе адаптивного прогнозирования операционные параметры проведения ГТМ, например, объем пропанта при проведении гидроразрыва пласта (ГРП) или объем закачанного пара при проведении пароциклической обработки (ПЦО), чаще всего не используются, прежде всего, потому, что информацию об этих параметрах трудно получить для всех выполненных ГТМ. Дополнительно точно не известно какие значения технологических параметров будут при проведении будущих ГТМ. Как правило операционные параметры коррелируют, с геолого-промысловыми параметрами выбранных скважин. Например, объем пропанта или объем закачанного пара хорошо коррелируют с эффективной толщиной вскрытого пласта. С другой стороны, нет никаких проблем в том, чтобы добавить любые операционные параметры в расчет, если для этого удастся собрать всю нужную информацию. У нас имеется опыт использования операционных параметров ГРП, из которого следует, что не всегда физически значимый параметр оказывался значимым при прогнозировании ГТМ. Причина в том, что операционный параметр может быть неэффективным для статистической обработки из-за своей слабой вариации или больших скачков производной целевого параметра при незначительных изменениях операционного параметра.

Еще один момент заключается в том, что истинные значения дебитов нефти после ГТМ часто оказываются неизвестными, поскольку большинство действующих скважин не оборудовано инструментальными средствами замера. В результате прогнозируются не «чистые» дебиты, а дебиты, откорректированные с учетом конкретной ситуации. Поэтому говорить о физической стороне прогнозирования мало перспективно. Поставленную задачу можно решать только вероятностно-статистическим способом при той неопределенности исходной информации, которая имеется по факту.

Прогнозируется возможность получить минимально необходимый дебит нефти при тех геолого-промысловых условиях, в которых находится скважина. Если эти условия благоприятные, т.е. имеется высокая плотность остаточных запасов нефти и возможность их дренирования, то обычно любой ГТМ дает положительный эффект, если же эти условия оказываются ухудшенными, то ничто не поможет. Для компьютерных прогнозов чаще всего используют искусственные нейронные сети. Раньше мы их также применяли в виде кластеризованного кумулятивного каскада [4], но теперь вместо них используем каскады нечетко-логических матриц и механизм клеточных автоматов [5].

При любом способе прогнозирования на первом этапе стоит задача выявления наиболее значимых параметров. Обычно это делается с помощью корреляционных зависимостей. Однако здесь возникает существенная проблема, поскольку для прогноза эффективности ГТМ необходимо иметь выборку по ранее сделанным ГТМ такого же вида и эта выборка должна быть достаточно большой, чего не бывает на практике. Поэтому выбор значимых параметров оказывается субъективным, настроенным на определенную тестовую выборку. При проведении адаптивного прогнозирования мы хотим этого избежать, поэтому формируем очень широкую матрицу, состоящую из практически тысячи различных параметров, из числа которых и выбираются наиболее значимые.

Поскольку на разных месторождениях значимыми оказываются разные параметры, то нельзя выбрать группу универсальных параметров, которые подошли бы для любого изучаемого объекта. Каждый объект характеризуется своими значимыми параметрами. Поэтому и формируется явно избыточная матрица входных параметров, содержащая большое число комбинаций одних и тех же параметров в виде разного рода суммирований или сверток с тем условием, чтобы они как можно меньше коррелировали бы между собой. Эта схема работает инвариантно. Избыточность и инвариантность - это свойства природных объектов, и мы пытаемся создать нечто подобное, хотя и в более скромных масштабах.

Выбор значимых параметров из общей матрицы – это вторая наиболее сложная задача в процессе прогнозирования. Выбор идет методом минимакса – максимизируется средняя корреляция входных параметров с целевым и минимизируется их корреляция между ними. Понятно, что если два параметра имеют высокую корреляцию с целевым, то они не могут не коррелировать между собой.

Прогноз выполняется по конкретному виду ГТМ, по которому набирается хотя бы 32 фактических примера. Если выборка большая, более пятисот строк, то отсекаются ранние ГТМ. Расчет идет при помощи каскада нечетко-логических матриц и механизма клеточных автоматов. При этом формируются два каскада, один из них непосредственно по тем скважинам, в которых проведен

конкретный вид ГТМ, а второй - по всем видам ГТМ скважинам той группы, куда входит данная скважина, а именно по переходящим, новым или простаивающим скважинам. Затем результаты двух каскадов суммируются

В каскад подается 21 параметр. Это число установлено на основании тестирований, при которых пробовалось от 11 до 51 параметра. При 21 параметре каскад содержит 210 матриц для средних значений, что дает 228690 коэффициентов и столько же для дисперсий. Таким образом, создается достаточно мощная система для того чтобы отобразить любые варианты, которые встречаются на конкретном месторождении. Расчет усиливается за счет вариаций, которые получаются следующим образом: из общей матрицы отбирается 128 значимых параметров, а затем из них случайным образом выбирается комбинация из 21 параметра и для каждой из них рассчитывается свой прогноз. Получается вариация прогноза, позволяющая оценить вероятность получения дебита нефти из скважины после проведения на ней ГТМ не ниже заданной величины.

## **2 Верификации созданной методики по фактическим данным**

Тестирование обычно проводят таким методом, что отсекают историю последнего года и прогнозируют уже известные результаты ГТМ, а затем сравнивают. Несмотря на свою очевидность у такого подхода есть специфические особенности. Прежде всего, если подбор скважин последнего года и предыдущего периода выполняется одними и теми же специалистами по одинаковой методике, то в результате прогнозируется не вообще эффект ГТМ, а эффект по уже отобраным скважинам, что повышает корреляцию прогноза с фактом. С другой стороны, эффект тестирования зависит от случайного набора тестовых скважин. Значимые параметры выбираются по коэффициентам корреляции с целевым параметром на основе ограниченной по своим размерам эталонной выборки в 200 - 300 строк. В прогнозной выборке эти же параметры могут иметь совсем другие корреляции иногда противоположного знака. Поэтому, если между наборами коэффициентов корреляции в эталонной и тестовой выборках имеется хорошее соответствие, то тест будет удачным, иначе – нет.

По результатам 50 тестирований прогнозов эффективности ГРП на одном из месторождений в Западной Сибири, которые проводились в течение трех лет и включали выборки из 40 скважин, следует, что корреляция прогнозных и фактических дебитов нефти после ГРП по скважинам любого теста изменялась от 20 до 90 % и в среднем составляла 56 %.

Конечно, ретроспективное тестирование по известным фактам не вполне надежно. Когда известен факт, то всегда есть риск настроить алгоритм прогноза под тестовую выборку. Но разработанная методика проверялась и при помощи более надежного «прямого» тестирование, при котором прогнозы были сделаны до того, как выполнены ГРП. Таких прогнозов было сделано для 154 скважин, на которых затем проводились ГРП. В то же время ГРП были выполнены и по 704 скважинам, для которых прогнозы не делались. Коэффициент корреляции между фактическими и прогнозными значениями дебитов нефти для 154 ГРП оказался невысоким (34 %), но сам прогноз - эффективным. По 704 ГРП, для которых не было прогноза, средний фактический дебит нефти после ГРП составил 12.9 т/сут. Из 154 скважин, для которых был прогноз, только в 45 скважинах прогнозный дебит был выше 12.9 т/сут, но фактический средний дебит по этим скважинам оказался 15.9 т/сут, т.е. на 3 т/сут выше, чем по всем 704 скважинам без адаптивного прогноза. Если сдвинуть сечение вверх и учитывать только те скважины, по которым прогнозный дебит нефти был выше, например, 15 т/сут, то получили средний прогнозный дебит, равный 18.5 т/сут. Таким образом «прямое» тестирование показало, что если выбирать скважины, для которых дебит после ГРП прогнозируется высоким, то можно добиться увеличения среднего фактического дебита после ГРП на 15 – 25 %.

Любой метод компьютерного прогноза в своей основе является статистическим, поскольку использует накопленную информацию об истории работы скважин и выполненных на них ГТМ и поэтому способен давать только статистический результат. Т.е. невозможно в принципе точно спрогнозировать дебиты отдельных скважин, но можно подобрать группу скважин, которые позволят повысить средний дебит после ГТМ.

В качестве дополнительного примера рассмотрим выборку из 52 прогнозов дебита нефти после проведения ПЦО, выполненных на разных добывающих скважинах в течение одного года на одном из месторождений тяжелой высоковязкой нефти в Республики Коми и по которым нам были известны фактические дебиты.

Коэффициент корреляции между прогнозными и фактическими дебитами нефти после ПЦО составил 55 %, а средний фактический дебит нефти по всей выборке – 10 т/сут. Как следует из рис. 1,

если отсортировать имеющуюся выборку по прогнозным дебитам и разделить выборку на две части: лучшую (левую) и худшую (правую), то можно заметить, что средний фактический дебит нефти для худшей группы – только 6 т/сут, а для лучшей – 13.9 т/сут. Это на 3.9 т/сут или практически на 40 % выше, чем средний фактический дебит по всей выборке. Таким образом, если формировать программу проведения ГТМ путем включения в нее скважин с более высокими прогнозными дебитами, то в целом результаты ГТМ могут существенно улучшиться.

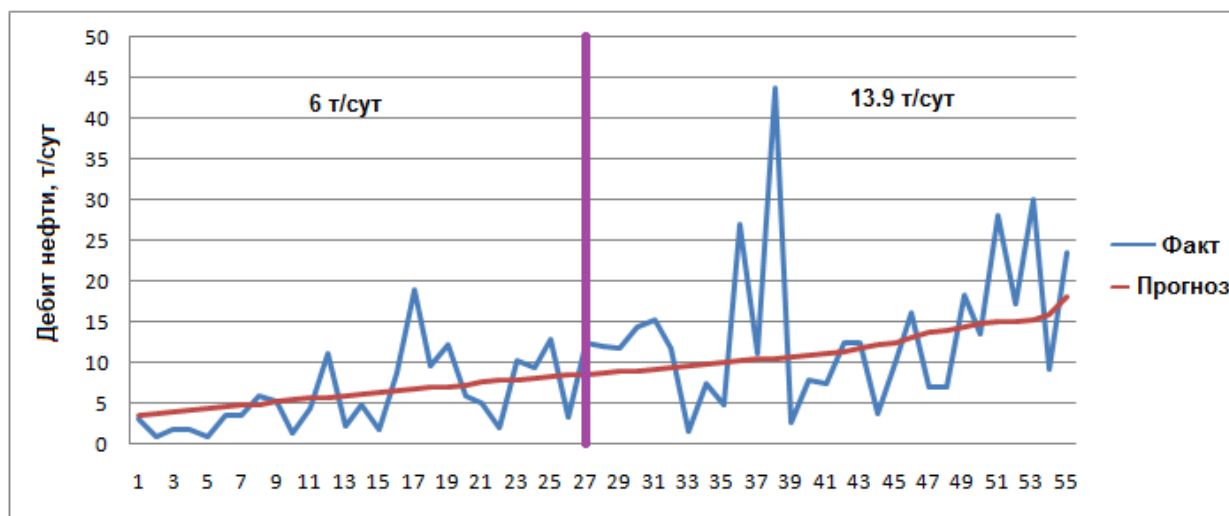


Рис. 1. Иллюстрация возможностей адаптивного прогноза эффективности ГТМ

## Заключение

Когда мы начинали работу по адаптивному прогнозированию эффективности ГТМ, то казалось, что при использовании большого количества информации и мощного математического аппарата (например, искусственных нейронных сетей) можно найти алгоритм точного прогноза дебитов нефти отдельных скважин. Однако из практики тестирований различных способов прогноза стало ясно, что такого алгоритма просто не может быть.

С другой стороны, прогноз не есть чисто пассивное дело. Если он станет известен и его будут использовать для подбора скважин, то несомненно коэффициенты корреляции между прогнозными и фактическими дебитами повысятся, поскольку промысловые специалисты стараются выполнить имеющихся у них план. Сейчас они выполняют то, что сами прогнозируют, но если у них будет другой план, то они будут стремиться выполнить именно его.

Таким образом, прогнозы эффективности проведения ГТМ должны выполняться автоматизированным способом при помощи компьютерных систем, например, на основе адаптивного подхода. При систематическом использовании такой способ прогнозирования позволит повысить эффективность проведения ГТМ на скважинах и улучшить процесс разработки нефтегазовых месторождений в целом, прежде всего, благодаря минимизации доминирующего при ручном формировании программ ГТМ субъективного фактора промысловых специалистов.

## Литература

1. Цыпкин Я.Э. Адаптация, обучение и самообучение в автоматических системах // Автоматика и телемеханика. – 1966. - № 1 – С. 23 – 61.
2. Многосвязные системы управления / Мееров М.В., Ахметзянов А.В., Бершанский Я.М. и др. Под ред. М.В. Меерова. – М.: Наука, 1990. – 264 с.
3. Колтун А.А., Першин О.Ю., Пономарев А.М. Модели и алгоритмы выбора оптимального множества геолого-технических мероприятий на нефтяном месторождении // Автоматика и телемеханика. – 2005. - № 8 – С. 36 – 45.
4. Мандрик И.Э., Гузев В.В., Захарян А.З. и др. Нейроинформационные подходы к прогнозированию эффективности гидравлического разрыва пласта // Нефтяное хозяйство. - 2009. - № 10. - С. 18 - 25.
5. Захарян А.З., Урсегов С.О. От цифровых моделей к математическим: новый взгляд на геолого-гидродинамическое моделирование нефтегазовых месторождений при помощи искусственного интеллекта // Нефтяное хозяйство – 2019. – № 12. – С. 144 – 148.