

## Прогнозирование эффективности гидроразрыва пласта на основе проблемно-ориентированного подхода

О.Н. Пичугин, И.Н. Санников, С.В. Никифоров,  
В.В. Богданова, А.А. Марков (ОАО «ВНИИнефть»),  
С.А. Терехов, М.Г. Мартемьянов (ЗАО «Пилотные проекты»)

**Г**идроразрыв пласта (ГРП) является одним из наиболее эффективных мероприятий, позволяющих не только интенсифицировать добычу нефти, но и увеличить нефтеотдачу низкопроницаемых коллекторов. Обоснование выбора ГРП для достижения этих целей включает этапы отбора скважин-кандидатов, моделирование технологии ГРП и анализ влияния ГРП на пластовую систему месторождения.

Задача выбора скважин-кандидатов в настоящее время решается в рамках различных подходов [1, 2], большинство из которых использует методы на основе экспертных оценок. Развиваются и более гибкие подходы на основе многокритериальных методов и методов нечетких множеств [3], позволяющие осуществить выбор, наиболее полно удовлетворяющий противоречивым критериям. Перспективным методом решения задачи выбора скважин-кандидатов для проведения ГРП является нейросетевое моделирование. Методы нейросетевого моделирования используются для прогнозирования параметров различных процессов в нефтедобыче, например, коэффициента извлечения нефти, оптимальных размеров трещин, при решении задач оптимизации разработки месторождения и адаптации моделей к промышленным данным.

Целью данной работы является разработка комплексной методики анализа и прогнозирования эффективности ГРП, позволяющей выбрать скважины-кандидаты. Предлагается подход к прогнозированию эффективности ГРП на основе методов нейросетевого моделирования, вероятностных деревьев и машин опорных векторов. Выбранные методы, как и любые другие статистические методы, не позволяют достичь высокого качества прогнозирования без предварительного анализа результатов применения ГРП, тщательной подготовки и формирования модели данных. Эти задачи могут быть решены на основе проблемно-ориентированного подхода [4].

### Классификация проблем применения ГРП

Проблемно-ориентированный подход к анализу применения ГРП позволяет определить структуру и масштаб проблем мероприятия, функциональные связи между ними. Улучшение качества прогнозирования эффективности ГРП достигается благодаря локализации причин, вызывающих конкретные проблемы применения ГРП. Кроме того, классификация этих проблем позволяет дифференцированно подойти к оценке эффективности ГРП и выбрать наиболее значимые для прогноза параметры. В рамках проблемно-ориентированного подхода необходимо определить место подсистемы ГРП в системе разработки месторождения. Подсистема ГРП является частью системы воздействия и может быть определена как процесс, направленный на интенсификацию добычи за счет увеличения продуктивности скважины и повышение нефтеотдачи пластов за счет увеличения их связности. Объектом воздействия под-

### The forecast of hydraulic fracturing on the basis of the problem-oriented approach

O.N. Pichugin, I.N. Sannikov, S.V. Nikiforov, V.V. Bogdanova,  
A.A. Markov (VNIIneft OAO), S.A. Terekhov,  
M.G. Martemyanov (Pilot projects ZAO)

The approach to prediction of hydraulic fracturing efficiency is proposed in the framework of the robust nonlinear methods of statistical inference. The structural analysis of problems of fracturing application and its scale estimation is carried out on the base of problem-oriented approach. This allows constructing the data model for prediction of fracturing efficiency. The main tendencies of evolution of problems are established and the forecast of fracturing efficiency with the risk degree estimation is obtained.

системы ГРП является пластовая система. Воздействия на последнюю выполняют функцию управления разработкой месторождения, функцию обратной связи выполняет система анализа и контроля разработки месторождения.

Предлагаемая классификация проблем применения ГРП (рис. 1) основывается на общих представлениях об эффективности методов интенсификации добычи и повышения нефтеотдачи пласта, а также влияющих на нее геолого-технологических факторах. Выделение подсистемы ГРП в системе разработки месторождения позволило ограничить степень детализации классификации только теми проблемами, которые непосредственно влияют на эффективность гидроразрыва. При практическом применении классификации диагностика проблем на более глубоких уровнях может быть затруднена из-за отсутствия необходимой информации, что также ограничивает степень детализации проблем.

Главная проблема нерентабельной дополнительной добычи нефти может быть разделена на проблемы первого уровня: недостаточные прирост дебита нефти после ГРП и продолжительность эффекта от него. Проблема прироста дебита нефти дает начало амплитудной ветви дерева классификации, а проблема продолжительности эффекта – динамической ветви (см. рис. 1). Проблемы первого уровня являются проблемами выхода системы разработки, более глубоких уровней классификации – внутренними проблемами пластовой системы, подвергнутой воздействию со стороны подсистемы ГРП.

Основные внутренние проблемы ГРП связаны с энергетическим состоянием системы, строением пласта, свойствами трещины и конструкцией скважины. Проблемы на более глубоких уровнях классификации могут быть разделены на два типа. К





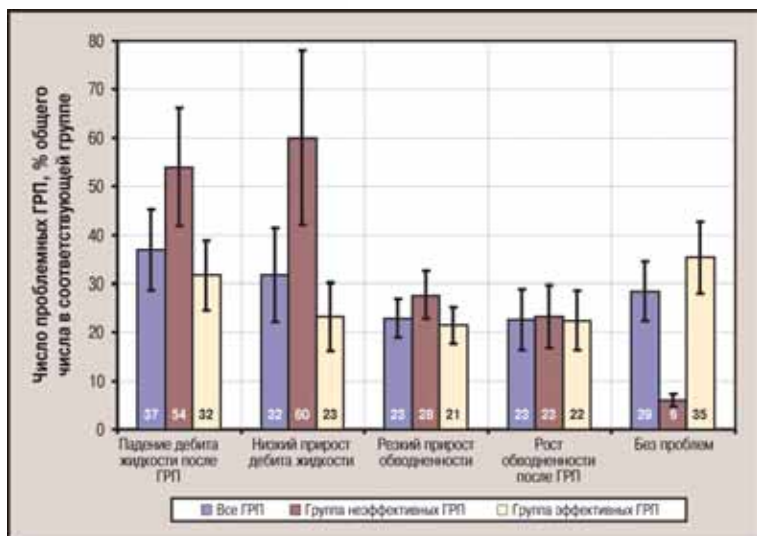


Рис. 2. Распределение скважин по проблемам применения ГРП на основе результатов автоматизированной нейросетевой экспертизы

ним относят параметры, необходимые для проектирования гидроразрыва. Однако такой подход к получению анализируемых данных не позволяет учесть проблемы эксплуатации скважины, возникающие после проведения ГРП.

Классификация проблем применения ГРП позволила сформировать модель данных для нейросетевого прогноза эффективности метода. Каждый из параметров, подаваемых на вход в нейросеть, содержит информацию о проблеме или группе проблем. Так, продуктивность скважины после ГРП зависит от проницаемости пласта, его нефтенасыщенной толщины, расчлененности и параметров, определяющих геометрию трещины. Вместе с параметрами, отражающими состояние пластового давления, они позволяют прогнозировать прирост дебита жидкости после ГРП. Для прогнозирования прироста дебита нефти после ГРП необходимо использование параметров, отражающих возможные осложнения, которые связаны с прорывом воды в трещину. Тенденции снижения дебитов жидкости и нефти после ГРП могут быть спрогнозированы с привлечением параметров, характеризующих уменьшение проводимости трещины, состояние системы поддержания пластового давления и объем запасов в зоне дренирования.



Рис. 3. Динамика масштаба проблем применения ГРП по результатам автоматизированной нейросетевой экспертизы:  
 1 – низкий прирост дебита жидкости; 2 – снижение дебита жидкости после ГРП; 3 – резкий прирост обводненности после ГРП; 4 – рост обводненности после ГРП

Прогнозирование предполагает следующие этапы: 1) обучение по данным ранее проведенных ГРП; 2) валидацию, т.е. пробное применение алгоритмов к не участвующим в обучении данным о проведенных ГРП, и сравнение прогнозируемых значений эффективности ГРП с фактическими; 3) прогнозирование параметров для скважин, в которых ГРП еще не проводился.

В качестве основной методики для прогнозирования эффективности ГРП был использован алгоритм многослойной нейронной сети CNet [5, 6]. Нейронная сеть представляет собой композицию нелинейных функций (нейронов) определенного вида со свободными параметрами, содержит вектор входов, которыми являются параметры, влияющие на эффективность ГРП, и выход – дополнительную добычу нефти за год после ГРП. Обучение нейронной сети состоит в минимизации ошибки на обучающих данных путем направленного изменения параметров нейронов. Математическое обучение нейронной сети формулируется, как задача многофакторной оптимизации. Функциональная зависимость выхода нейросети от вектора входов имеет

глобальный характер (определяется с использованием всех обучающих примеров), а также регулируемую степень сложности и гладкости.

В условиях высокого уровня погрешностей определения параметров, влияющих на эффективность ГРП, необходимо использовать методы, позволяющие повысить качество прогноза. Для этого применялись два разных подхода. Первый подход заключался в оценке функции правдоподобия для полученного прогноза, что позволяет выделить подмножество скважин, для которых методы прогнозирования дают достоверный прогноз. При этом часть скважин, вероятно, с высоким потенциалом эффективности ГРП, может быть не выявлена.

В рамках второго подхода создавался комитет результатов прогнозирования, полученных разными методами. Существенные различия в методах позволяют повысить достоверность результатов прогноза благодаря некоррелированности ошибок прогнозирования. Для прогноза были выбраны методы вероятностных деревьев и машин опорных векторов. Метод вероятностных деревьев [7, 8] позволяет определить условную плотность вероятности отнесения входного примера к одному из классов. Вероятностное дерево представляет собой иерархическую структуру из правил выбора, последовательное применение которых дает возможность прогнозировать значение выхода для каждого нового примера. Результатом использования алгоритма вероятностных деревьев является разбиение пространства входных параметров на гиперпараллелепипеды, каждому из которых сопоставлено значение выходного параметра. Метод машин опорных векторов [9, 10] позволяет определить гиперповерхность в пространстве входных параметров, разделяющую примеры на классы с различными значениями выхода, используя только ближайшие к ней примеры (опорные векторы). В результате функциональная зависимость выхода от вектора входов носит локальный характер.

Рассмотрим основные результаты прогнозирования эффективности ГРП с помощью каждого подхода. На рис. 4, а представлены результаты сравнения фактических и прогнозных значений дополнительной добычи нефти за год после ГРП для валидационной выборки. Это позволяет оценить прогностические свойства модели, полученной за счет голосования комитета из трех алгоритмов: нейросетевого, вероятностных деревьев и

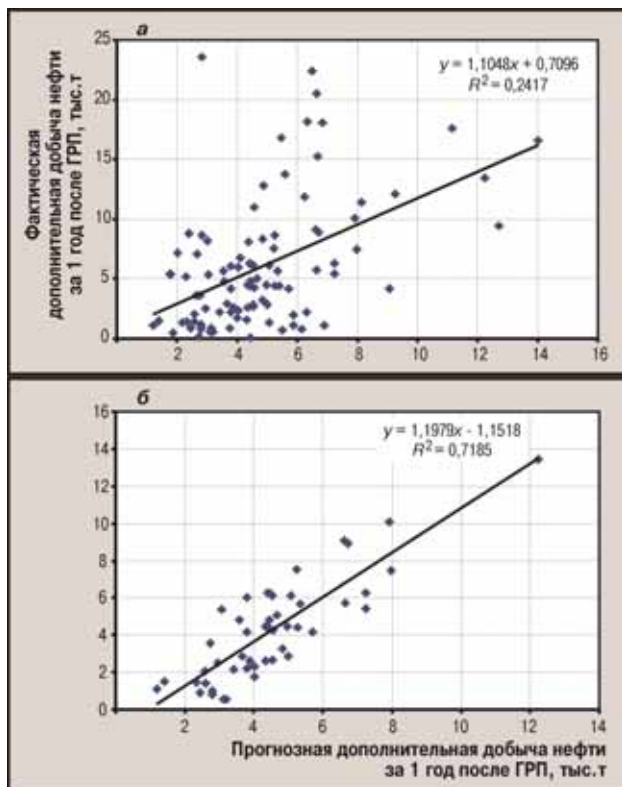


Рис. 4. Сравнение фактических и прогнозных значений дополнительной добычи нефти по всем скважинам валидационной выборки (а) и скважинам валидационной выборки с высоким уровнем правдоподобия прогноза (б)

машин опорных векторов. Из рис. 4, а видно, что коэффициент корреляции между фактическими и прогнозными значениями недостаточен для обеспечения удовлетворительного качества прогноза с использованием данной нейросетевой модели.

Результаты, полученные в рамках подхода с одновременным прогнозированием значения дополнительной добычи и оценкой степени его правдоподобия, более точны. В процессе обучения нейросети минимизировался логарифм функции правдоподобия, имеющий следующий вид для Гауссова распределения [11]:

$$-\ln L = \frac{1}{2} \ln(2\pi) + \ln(\sigma(s, a; w)) + \frac{(m(s, a; v) - F(s, a))^2}{2\sigma(s, a; w)^2},$$

где  $F(s, a)$ ,  $m(s, a; v)$ ,  $\sigma(s, a; w)$  – соответственно наблюдаемое значение, математическое ожидание и дисперсия аппроксимируемой величины;  $w, v$  – наборы весовых коэффициентов нейросетевой модели. Предполагалось, что дополнительная добыча нефти прогнозируется уверенно, когда значение функции прав-

доподобия превышает  $-0,3$ . Среди уверенно прогнозируемых ГРП валидационной выборки (см. рис. 4, б) корреляция между фактическими и прогнозными значениями дополнительной добычи нефти превышает  $0,7$ . Таким образом, подход с применением нейросетевой модели с оценкой функции правдоподобия позволяет уверенно прогнозировать эффективность ГРП для подмножества скважин с высоким уровнем правдоподобия.

*Коллектив авторов выражает признательность за поддержку и обсуждение данной работы М.Ф. Печеркину, А.А. Позднякову, В.И. Шаламовой, а также А.З. Захаряну за ценные замечания и полезные советы.*

Список литературы

1. Комплексный подход к анализу эффективности ГРП на месторождениях Западной Сибири/В.В. Гузеев, А.А. Поздняков, И.А. Виноградова, Ю.И. Юрьева//Новые идеи поиска, разведки и разработки нефтяных месторождений. Труды научно-практической конференции VII Международной выставки «Нефть, газ – 2000» (Казань, 5-7 сентября 2000 г.). Т. II. – Казань: Экоцентр, 2000. – С. 348 – 355.
2. Особенности применения гидроразрыва пласта на месторождениях ОАО «Сургутнефтегаз»/Н.Я. Медведев, В.Г. Шеметилло, Г.А. Малышев и др.//Нефтяное хозяйство. – 2001. - № 9. – С. 52 – 57.
3. Хасанов М., Мухамедшин Р., Хатмуллин И. Компьютерные технологии решения многокритериальных задач мониторинга разработки нефтяных месторождений // Вестник инженерингового центра ЮКОС. - 2001. - № 2. - С. 26-29.
4. Оптнер С.Л. Системный анализ для решения проблем бизнеса и промышленности. – М.: Концепт, 2006. – 206 с.
5. Bishop C. M. Neural Networks for Pattern Recognition. – Oxford University Press, 1995.
6. Терехов С.А. Гениальные комитеты умных машин. Научная сессия МИФИ-2007, IX всероссийская научно-техническая конференция «НЕЙРОИНФОРМАТИКА-2007» Ч. 2. – М.: МИФИ, 2007. – С. 11.
7. Constructing Efficient Decision Trees by Using Optimized Numeric Association Rules/T. Fukuda, Y. Morimoto, S. Morishita, T. Tokuyama//The VLDB Journal, 1996.
8. Терехов С.А. Введение в Байесовы сети. Научная сессия МИФИ-2003, V всероссийская научно-техническая конференция «НЕЙРОИНФОРМАТИКА-2003». Ч. 1. – М.: МИФИ, 2003. – С. 149.
9. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. The Elements of Statistical Learning. Data Mining, Inference, and Prediction. – Springer, 2001.
10. Терехов С.А. Технологические аспекты обучения нейросетевых машин. Научная сессия МИФИ-2006, VIII всероссийская научно-техническая конференция «НЕЙРОИНФОРМАТИКА-2006». Ч. 1. – М.: МИФИ, 2006. – С. 13.
11. Терехов С.А. Адаптивные нейросетевые методы в многошаговых играх с неполной информацией. Научная сессия МИФИ-2005, VII всероссийская научно-техническая конференция «НЕЙРОИНФОРМАТИКА-2005». – М.: МИФИ, 2005. – С. 92.