

Таблица

<i>Результаты расчета</i>		
Вариант	КИН, д.е.	ЧДЦ, млн. р
Вариант 1 (ННС + ГРП)	0,152	-169
Вариант 2 (ГС)	0,184	164
Вариант 3 (ГС+МГРП)	0,220	241

Стоит отметить, что при расчетах направление ствола выбиралось перпендикулярно региональному стрессу, для получения перпендикулярных трещин, позволяющих увеличить охват по пласту, а также добиться более высоких стартовых дебитов. Однако данная сетка имеет менее равномерное вытеснение, по сравнению с продольной системой трещин.

В дальнейшем в работе планируется расчетов вариантов на модели с применением «Local Grid Refinement» - уменьшение размера сетки в модели для учета процесса фильтрации в околоскважинной зоне. Это позволит учесть процессы фильтрации из пласта к трещинам и более корректно оценить степень выработки запасов в случае перпендикулярного и продольного варианта распространения трещин многостадийного гидравлического разрыва пласта.

Литература

1. Персянцев М.Н. Добыча нефти в осложненных условиях. – ООО «Недра-Бизнесцентр». 2000 – С. 347-433
2. Понграц Р., Кувшинов И.К., Латкин К.Э. Эволюция технологии гидравлического разрыва пластов в России. // SPE114876. – 2008.
3. Мартюшев Д.А., Мордвинов В.А. Изменение дебита скважин нефтегазоконденсатного месторождения при снижении пластовых и забойных давлений. // Нефтяное хозяйство. 2014. – №1. – С. 67–69.
4. Цейтлин С.Д., Мирзоев Г.Г., Кашик А.С. Новая технология оптимизации добычи. // ROGTEC – Российские нефтегазовые технологии. 2014. – September.

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ РАСЧЕТА ДАВЛЕНИЯ НАСЫЩЕНИЯ ПЛАСТОВОЙ НЕФТИ

А.А. Билялов

Научный руководитель – профессор И.В. Гончаров

Национальный исследовательский Томский политехнический университет, г. Томск, Россия

В случае расхождения принятой в модели свойств нефти согласно уравнению состояния (EoS) от фактических данных, применяются методы расчета при помощи PVT – корреляций. Используемые корреляции далеко не всегда дают точные результаты ввиду того, что они построены на основе данных по определенному региону (Норвегия, Саудовская Аравия, США и пр.). Как правило, условия залегания и природы нефти от месторождения к месторождению могут значительно отличаться, что обуславливает различия в PVT – свойствах. В данной работе была опробована новая методика расчета давления насыщения пластовой нефти, основанная на использовании обучения искусственных нейронных сетей. Также было проведено сравнение используемой методики с наиболее часто применяемыми на практике PVT – корреляциями.

Давление насыщения, это – давление при котором из пластовой нефти начинает выделяться растворенный газ. Определение давления насыщения важно при разработке месторождения, чтобы не допустить разгазирования нефти в призабойной зоне. При разгазировании может образоваться газовая шапка, гидраты наличие которых усложнит приток нефти.

Известно, что давление насыщения напрямую зависит от ряда факторов, таких как газосодержание, плотность газа, плотность сепарированной нефти, температура пласта. Для определения такого рода сложных многопараметрических зависимостей и используются нейронные сети.

Искусственные нейронные сети представляют собой математическую модель, построенную по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей. Они позволяют находить сложные взаимосвязи между несколькими группами параметров. Работа выполнялась при помощи инструмента NNTool в программе Matlab. Схематически механизм работы использованных в работе двухслойных нейронных сетей можно представить следующим образом (Рисунок).

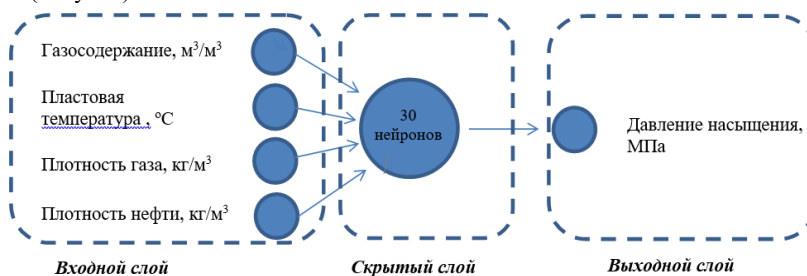


Рис. Структура двухслойной нейронной сети

В созданную нейронную сеть были загружены данные по 544 исследованиям пластовой нефти с месторождения К, из которых 70 % были использованы для обучения, 15 % для проверки и оставшиеся 15 % для валидации. Нейроны были обучены по механизму Levenberg – Marquardt с алгоритмом обратного распространения ошибки.

Способность нейронных сетей подсчитывать давление насыщения ограничена входными данными, используемыми на стадии обучения, поэтому ниже предоставлены максимумы и минимумы в пределах которых происходило обучение

Таблица 1

Диапазон используемых для тренировки нейронной сети данных

Показатель	Плотность газа, кг/м ³	Газосодержание, м ³ /м ³	Пластовая температура, °С	Плотность сепарированной нефти, кг/м ³	Давление насыщения, МПа
Минимум	0.78	12.36	58	740	3.2
Максимум	1.937	406	130	865	26.1

Также для проверки эффективности полученной нейронной сети было подсчитано давление насыщения пластовой нефти с использованием наиболее распространенных PVT – корреляций, таких как Vasquez and Beggs, Standing и Glaso. Во всех трех корреляциях входные параметры те же, что и для нейронных сетей.

Таблица 2

Результаты сравнения полученных данных

Показатель	Нейронные сети	Vasquez and Beggs	Standing	Glaso
Средняя относительная погрешность	0.06	0.25	0.13	0.25
Средняя абсолютная погрешность, МПа	-0.9296	4.053213	2.532342	4.019074
Максимальная относительная погрешность	0.53	0.04	0.03	0.04
Минимальная относительная погрешность	-2.98	-0.72	-0.73	-0.94

В результате была рассчитана нейронная сеть, которая позволяет определять давление насыщения. Полученная нейронная сеть имеет большую точность по сравнению с PVT- корреляциями. Однако ее применимость ограничена используемыми для обучения данными. Таким образом, она может быть применима только для группы месторождений, находящихся в одном регионе, и имеющих схожие условия образования и залегания.

Литература)

1. Standing, M.B. 1981. Volumetric and Phase Behavior of Oil Field Hydrocarbon Systems, ninth edition. Richardson, Texas: Society of Petroleum Engineers of AIME.
2. Standing, M.B. 1947. A Pressure-Volume-Temperature Correlation for Mixtures of California Oils and Gases. API Drilling and Production Practice (1947): 275-287.
3. Vazquez, M. and Beggs, H.D. 1980. Correlations for Fluid Physical Property Prediction. J Pet Technol 32 (6): 968-970. SPE-6719-PA.
4. Glaso, Ø. 1980. Generalized Pressure-Volume-Temperature Correlations. J Pet Technol 32 (5): 785-795. SPE-8016-PA.
5. Ballabio, D. and M. Vasighi, 2012. A MATLAB toolbox for Self Organizing Maps and supervised neural network learning strategies. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 118: 24–32.
6. Буриченко, М. Ю., Иванцев О. Б., Букреева О. В. Использование программного пакета Matlab для построения искусственных сетей нейронных сетей // Електроніка та системи управління. – 2011. – № 3 (29). – с. 120– 123.

ОПТИМИЗАЦИЯ РЕЖИМОВ РАБОТЫ СКВАЖИН В ОСЛОЖНЕННЫХ УСЛОВИЯХ ЭКСПЛУАТАЦИИ НА МЕСТОРОЖДЕНИИ ЧАЙВО П.С. Бочкарев

Научный руководитель – старший преподаватель Ю.А. Максимова
Национальный исследовательский Томский политехнический университет, г. Томск, Россия

Газовый фактор является одним из важнейших параметров разработки месторождений. По его изменению можно делать выводы о внутрипластовом разгазировании нефти, прорыве верхнего газа к забою скважины или о заколонных перетоках.

Доказано, что при снижении давления ниже оптимального возникают условия, при которых скважина теряет устойчивость и переходит в газовый режим. Это объясняет трудности, возникающие при добыче нефти и конденсата из оторочек газовых месторождений. Качественное объяснение этого явления заключается в следующем: при создании депрессии на пласт при некотором значении забойного давления, называемом оптимальным, газовый конус поднимается к перфорационным отверстиям. При этом газовое содержание флюида в скважине начинает увеличиваться, а забойное давление еще сильнее уменьшается, что способствует дальнейшему росту газового конуса и дальнейшему снижению забойного давления. Иными словами, возникает положительная обратная связь. Это, в