

УДК 004.8, 004.942, 622.279

РАЗРАБОТКА ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ПРЕДСКАЗАНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОЙ ЭФФЕКТИВНОСТИ ОТ ВЫРАВНИВАНИЯ ПРОФИЛЯ ПРИЁМИСТОСТИ

Келлер Юрий Александрович,

канд. физ.-мат. наук, доцент каф. исследования операций Факультета прикладной математики и кибернетики ФГБОУ ВПО «Национальный исследовательский Томский государственный университет»,
Россия, 634050, г. Томск, пр. Ленина, 36. E-mail: kua1102@rambler.ru

Актуальность исследования обусловлена необходимостью разработки новых численных алгоритмов оценивания технологической эффективности мероприятий по интенсификации добычи нефти, отличающихся от существующих классических подходов идейной простотой и меньшей трудоёмкостью. Предложенная методика может применяться для оценки технологической эффективности мероприятий как альтернатива использованию гидродинамического моделирования, которое при высокой сложности реализации на практике дает не всегда точные результаты.

Цель исследования: разработка методологии оценки технологической эффективности операций по выравниванию профиля приёмистости на нагнетательной скважине, основанной на теории искусственных нейронных сетей; проверка предсказательной способности разработанной методики на основе фактически проведенных мероприятий.

Методы исследования: анализ и обобщение результатов проводившихся в период с 2008 по 2011 гг. операций по выравниванию профиля приёмистости на нагнетательных скважинах одного из месторождений; анализ влияния геолого-физических характеристик и технологических показателей работы скважин на итоговый результат проведения выравнивания профиля приёмистости с точки зрения получения дополнительной добычи нефти из-за снижения обводненности добываемой продукции.

Результаты. Показана возможность использования искусственных нейронных сетей для оценки ожидаемой дополнительной добычи нефти в результате выполнения выравнивания профиля приёмистости на нагнетательных скважинах. На примере фактически проведенных в 2012 г. операций по выравниванию профиля приёмистости на одном из месторождений оценена погрешность прогнозирования эффективности данных мероприятий посредством разработанной модели искусственной нейронной сети. В сравнении с гидродинамическим моделированием, разработанная математическая модель позволила получить прогнозные показатели за гораздо меньший срок при сопоставимой точности предсказания.

Ключевые слова:

Методы увеличения нефтеотдачи, выравнивание профиля приёмистости, нагнетательная скважина, сшитые полимерные системы, искусственные нейронные сети.

Введение

Характерной особенностью разработки нефтяных месторождений на текущий момент является прогрессирующее обводнение добываемой продукции. По этой причине достаточно большое количество скважин на месторождении находятся в бездействии, что в купе с увеличением количества месторождений с трудноизвлекаемыми запасами приводит к замедлению темпов роста добычи углеводородов как в Российской Федерации, так и за её пределами в краткосрочной перспективе и могут привести к существенному снижению в ближайшие 20–30 лет [1, 2].

Причины обводнения добываемой продукции скважин достаточно разнообразны, но обычно выделяются четыре основных фактора: обводнение подошвенной водой, продвижение нагнетаемой воды по пропласткам с высокой проницаемостью, наличие заколонных циркуляций, а также нарушение герметичности колонны [3]. Последние две проблемы решаются проведением ремонтно-изоляционных работ, поэтому наиболее интересным с точки зрения спектра решаемых задач является обводнение продукции добывающих скважин при существующей системе поддержки пластового давления по промытым каналам низкого фильтрационного сопротивления. На данный момент имеется достаточно широкий спектр инструментов

борьбы с данной проблемой как для вертикально-направленных, так и для горизонтально-направленных скважин [4, 5]. Одним из них является применение потокоотклоняющих технологий на нагнетательных скважинах. Данная технология базируется на закачивании в нагнетательную скважину (или группу нагнетательных скважин) специального реагента с целью уменьшения проницаемости промытых слоёв пласта и, как следствие, выравнивания профиля приёмистости по всему разрезу пласта. В итоге фронт вытеснения становится более равномерным и прорыв нагнетаемой воды в добывающие скважины либо уменьшается, либо ликвидируется вовсе, продляя рентабельный срок эксплуатации добывающей скважины. Технологии по выравниванию профиля приёмистости (ВПП) применяются с начала 1980 г., и в настоящий момент они классифицируются как по механизму воздействия на пласт, так и по типу используемого реагента [6]. Однако главной проблемой является не только подбор используемой технологии (композиционный состав реагента, его объем, технология закачки в скважину), но и оценка предполагаемой технологической эффективности мероприятия (получение дополнительной добычи нефти).

На текущий момент существуют алгоритмы оценивания предполагаемой дополнительной до-

бучи нефти, основанные на эмпирических критериях, которые зачастую вместо решения проблемы привносят лишь дополнительные неопределенности, что ограничивает их использование на практике [7]. Поэтому в данной работе будет предложен алгоритм оценивания технологической эффективности от ВПП, основанный на теории искусственных нейронных сетей (ИНС). Идейной привлекательностью предложенной методики является её простота и меньшая трудоёмкость по сравнению с другими средствами моделирования ВПП, например с помощью гидродинамических моделей.

Постановка задачи

За последние 10 лет уже было предпринято несколько попыток разработки моделей для предсказания эффективности от ВПП на основе теории ИНС [8, 9]. Главным недостатком представленных моделей являлось, *во-первых*, их достаточно узкое последующее применение для оценки эффекта, обусловленное весьма специфическими геолого-физическими свойствами рассматриваемых месторождений и, *во-вторых*, невключение в рассматриваемые исходные параметры моделей характеристик, являющихся ключевыми при проведении ВПП. В работе [10] была сделана попытка, используя ранее предложенные идеи, предложить более простую для реализации на практике модель ИНС, однако до конца проблему решить не удалось, т. к. часть используемых исходных параметров (как, например, предполагаемый источник обводнения скважины) несут в себе большую неопределенность и их достоверное задание является отдельной, достаточно нетривиальной, задачей, предполагающей проведение дополнительных исследований, на которые, как правило, компания-оператор никогда не идет.

Поэтому в предлагаемой модели в качестве входных используются характеристики, в полной мере описывающие процесс ВПП и при этом до начала моделирования определяемые с большой степенью достоверности из проектной документации месторождения, карточек работы скважин, геолого-технологической информации.

Методология построения модели искусственных нейронных сетей для предсказания эффективности выравнивания профиля приёмности

Под ИНС понимают систему для анализа данных в виде математической структуры, состоящую из совокупности нейронов, соединенных между собой специальным образом. Схематично ИНС представлена на рис. 1.

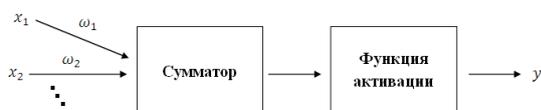


Рис. 1. Структура искусственной нейронной сети

Fig. 1. Structure of an artificial neural network

Величины x_1, x_2, \dots являются известными входными переменными; $\omega_1, \omega_2, \dots$ – весовые коэффициенты; y – рассчитанное значение. Процесс работы ИНС идейно прост – на вход нейрона подается два набора: вектор входных параметров x_1, x_2, \dots, x_n и вектор весовых коэффициентов $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n$. Далее эти два набора перемножаются (вектор весовых коэффициентов предварительно транспонируется), в результате на выходе нейрона имеется значение функции активации. Наиболее часто применяемой функции активации является сигмоида:

$$f = \frac{1}{1 + \exp\{-\omega^T x\}},$$

где f – функция активации; ω^T – транспонированный вектор из весовых коэффициентов, а x – вектор, состоящий из входных переменных модели.

Решением модели ИНС будет такой набор весовых коэффициентов $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n$, при котором на основе совокупности вектора входных переменных будет рассчитываться прогнозируемая переменная y .

Процесс обучения ИНС на основе обучающей выборки известных данных заключается в подборе весовых коэффициентов $\omega_1, \omega_2, \dots$ таким образом, чтобы рассчитанное значение прогнозируемого параметра y совпало с фактическим значением с некоторой заранее заданной погрешностью [11, 12].

Процедура создания ИНС включает в себя задание количества слоёв сети и количества нейронов, содержащихся в каждом слое сети. Методология определения числа нейронов в слое сети известна и заключается в соблюдении одного из нескольких простых правил: число нейронов в слое сети должно лежать между числом входных и выходных переменных модели; число нейронов в слое сети не должно превышать удвоенного количества входных переменных. Известна и экспериментально полученная зависимость, связывающая число нейронов в скрытом слое сети с числом обучающих примеров и количеством входных переменных [13].

На начальном этапе создания ИНС была обобщена имеющаяся информация об используемых входных параметрах [7–10, 14, 15], а также собственный опыт подбора скважин-кандидатов для проведения ВПП на месторождениях РФ. Из всего списка имеющейся в наличии информации была исключена противоречивая, неполная и трудноинтерпретируемая. В итоге в качестве входных параметров модели были выбраны 9 характеристик, приведенных в таблице.

Предварительная подготовка данных

Поскольку обучение ИНС требует предварительной подготовки данных, была подготовлена информация о значениях исходных переменных, представленных в таблице, характеризующих основные промысловые и технологические показатели проведения ВПП на одном из месторождений Поволжского региона, перевода всех значений рассматриваемых переменных в интервал $[0, 1]$; для выполнения этой процедуры была использована

мини-максная нормализация [16], представленная следующей формулой

$$x^* = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}},$$

где x^* – нормализованная переменная; x – исходная переменная; x_{\min} – минимальное значение в наборе переменных x ; x_{\max} – максимальное значение в наборе переменных x .

Таблица. Исходные параметры модели ИНС для предсказания эффекта от ВПП

Table. Initial parameters of artificial neural network model for improving water injection profile

Параметр Parameter	Ед. измерения Units
Пористость пласта Layer growth	%
Проницаемость пласта Layer permeability	мД/мД
Дебит жидкости добыв. скв. до ВПП Liquid rate of a field well before improving water injection profile	м ³ /сут m ³ /day
Обводненность добыв. скв. до ВПП Water cut of a field well before improving water injection profile	%
Объем закачки реагента Agent injection amount	м ³ /м ³
Депрессия на добыв. скв. Field well drawdown	атм./atm.
Ср. расст. между нагнет. и добыв. скв. Average distance between injector and field wells	м/м
Потенциал динамического уровня Dynamic level potential	
Ср. компенсация на участке Average compensation over the area	%

Также необходимо отметить следующий важный аспект применительно к моделям ИНС: модель будет устойчивой только в пределах изменения от x_{\min} до x_{\max} для каждой характеристики. Например, если на этапе прогнозирования диапазон изменения пористости пласта составляет от 11 до 18 %, а на этапе обучения модели ИНС этот параметр менялся в диапазоне от 17 до 22 %, то в таком случае оценка погрешности обучения становится несостоятельной и использование модели в практических целях не представляется возможным – предсказываемая эффективность может в десятки или даже сотни раз превышать фактические показатели. В работе [17] был предложен подход для подобных случаев, основанный на наличии доверительных интервалов для используемых в модели параметров. Однако применение данного подхода в разрабатываемой модели привело бы к излишнему её усложнению, поэтому при моделировании контролировались диапазоны исходных характеристик на этапе обучения и на этапе прогноза, и если наблюдались расхождения, то прогноз ожидаемой эффективности не осуществлялся.

Структура искусственной нейронной сети

Создание модели ИНС осуществлялось в программном обеспечении Statistica. Разрабатываемая модель ИНС была обучена на 90 % исходной выборки, а оставшиеся 10 % выборки были использованы для тестовой проверки качества обучения модели. Выборка была представлена технологическими показателями по 106 скважинам. Для обучения ИНС, состоявшей из 4-х нейронов в промежуточном слое с функцией активации сигмоида, использовался алгоритм Левенберга–Марквардта [18]. В качестве выходных (предсказываемых) параметров модели использовались две характеристики: ожидаемое изменение обводнённости продукции добывающей скважины после ВПП (в процентах) и ожидаемая продолжительность эффекта (в днях). Выбор данных предсказываемых характеристик был основан на том, что при условии сохранения постоянных отборов жидкости в добывающих скважинах технологический эффект от ВПП будет зависеть от изменения обводнённости (при успешном мероприятии обводнённости будет уменьшаться, при неуспешном – расти) и продолжительности этого изменения. Величина средней ошибки на тестовой проверке качества построения модели составила 4,7 %. Кросс-плот расчётных и фактических значений по изменению обводнённости представлен на рис. 2. Положительным значениям соответствует рост обводнённости на добывающих скважинах после ВПП, отрицательным – снижение обводнённости после ВПП.

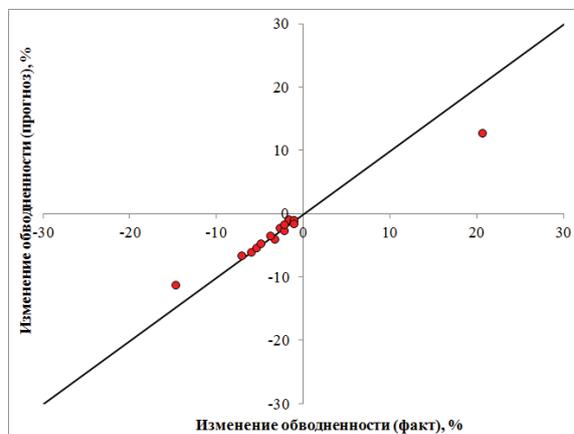


Рис. 2. Сравнение фактических и расчётных обводнённостей на тестовой выборке

Fig. 2. Comparison of real and rated water cut on a test set

Анализ приведенных выше результатов показывает, что построенная ИНС характеризуется высоким качеством обучения. Выпадающую точку в первом координатном углу можно объяснить тем, что на скважине, соответствующей этой точке, после ВПП провели другое геолого-технологическое мероприятие, что спровоцировало достаточно резкий рост обводнённости, чего модель ИНС предугадать не смогла.

Проверка работоспособности искусственной нейронной сети

Прогнозные качества разработанной ИНС были апробированы путём оценки ожидаемого изменения обводнённости и продолжительности эффекта на опыте проведения ВПП в 2012 г. Мероприятие проводилось по той же технологии, что и ранее – для перераспределения потоков в пласте через нагнетательные скважины закачивались сшитые полимерные составы (СПС) на основе полимеров ряда акриламида и сшивателей, в роли которых выступают соли трёхвалентных металлов. Так как нефтяной пласт характеризовался слоистой неоднородностью и средней обводнённостью добывающих скважин по участку порядка 94 % и соотношением нагнетательных и добывающих скважин примерно 1:6, то применение СПС было оправдано [19]. В качестве реагирующих рассматривалось 18 добывающих скважин. Перед инициализацией модели была произведена проверка условия стабильности разработанной ИНС – все 9 рассматриваемых входных параметров находились в диапазонах изменения значений, принятых на этапе обучения ИНС.

Механизм оценивания качества прогноза был следующим: посредством ИНС прогнозировалось изменение обводнённости на добывающих скважинах после ВПП и продолжительность данного изменения. Для удобства дальнейшего анализа, зная обводнённость добывающих скважин до проведения ВПП и спрогнозированное изменение обводнённости, рассчитывалась обводнённость после ВПП и сопоставлялась с фактической обводнённостью. На рис. 3 и 4 приведена диаграмма распределения ошибок по предсказанию обводнённости после ВПП и продолжительности эффекта от проведенного мероприятия.

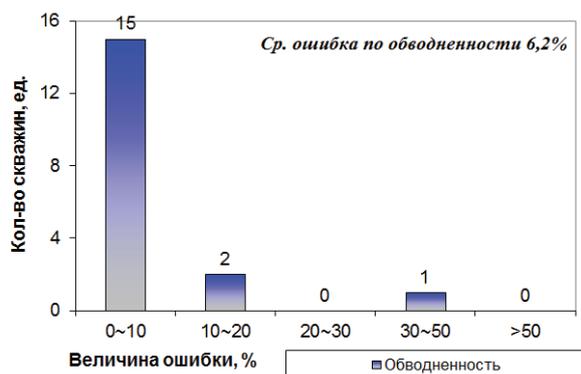


Рис. 3. Диаграмма распределения ошибок предсказания обводнённости

Fig. 3. Diagram of distribution of water cut predicting errors

Приведенные результаты свидетельствуют о том, что предсказание обводнённости добываемой продукции с помощью ИНС дало отличный результат – средняя ошибка предсказания составила 6,2 %, при этом только одна скважина попала в диапазон ошибок от 30 до 50 %: данное обстоятельство также объясняется проведением сопутствующего гидравлического разрыва пласта, спрово-

воцировавшего резкий рост обводнённости. Предсказание по продолжительности эффекта получилось в целом удовлетворительное – средняя ошибка составляет почти 80 %. Данное обстоятельство можно объяснить следующим образом: выборка для обучения ИНС по изменению обводнённости продукции добывающих скважин после ВПП была более репрезентативна (диапазон изменения составил от -33,6 до +20,7 %), в то время как продолжительность реакции по большинству скважин составляла около 90 дней, что и повлекло за собой гораздо менее точный прогноз относительно продолжительности эффекта от ВПП.

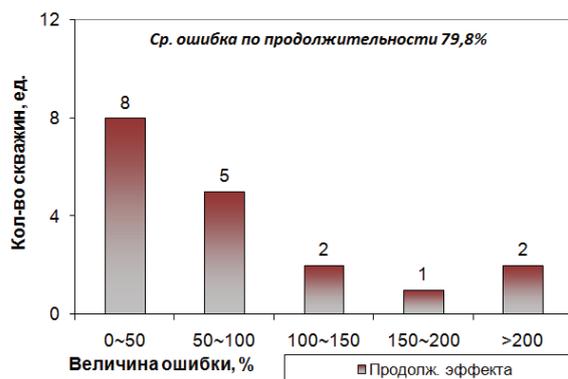


Рис. 4. Диаграмма распределения ошибок предсказания продолжительности эффекта

Fig. 4. Diagram of distribution of effect duration predicting errors

Поскольку при планировании ВПП на месторождении или его участке для оценки его рентабельности оперируют таким понятием, как суммарная дополнительная добыча нефти по итогам мероприятия, то далее была оценена итоговая прогнозная дополнительная добыча нефти по алгоритму, приведенному на рис. 5.

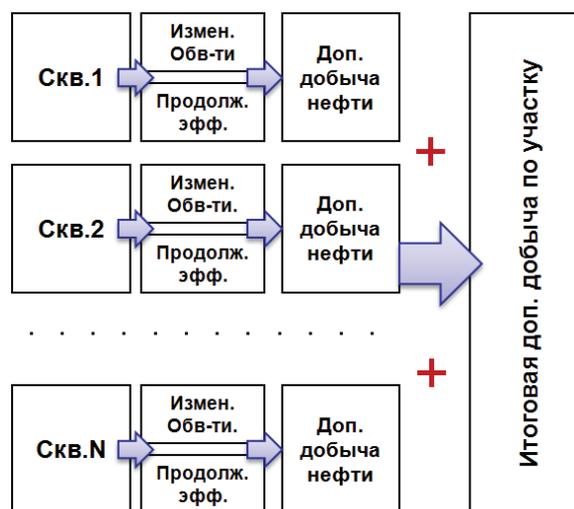


Рис. 5. Алгоритм оценивания дополнительной добычи нефти по участку

Fig. 5. Algorithm of estimating additional oil production on the area

Зная ожидаемое изменение обводнённости добываемой продукции и продолжительность эффекта для каждой добывающей скважины (при условии сохранения постоянства отборов жидкости из пласта) рассчитывалась дополнительная добыча нефти. В качестве итоговой дополнительной добычи нефти по всему участку бралась сумма дополнительной добычи по каждой добывающей скважине. Расчётная эффективность мероприятия по рассматриваемому участку составила 0,64 тыс. т дополнительной нефти, в то время как фактически было добыто 0,34 тыс. т. Не смотря на почти двукратное превышение прогнозируемой дополнительной добычи нефти над фактически полученной, необходимо заметить, что разработанная методика на основе ИНС показала более адекватные результаты прогноза по сравнению с гидродинамическим моделированием в программном комплексе Eclipse за гораздо меньшее расчётное время.

Выводы

1. Предложена модель искусственной нейронной сети для оценки технологического эффекта от

проведения выравнивания профиля приёмистости на нагнетательных скважинах.

2. С помощью разработанной модели нейронной сети была произведена оценка изменения обводнённости добываемой продукции и продолжительности эффекта от проведения ВПП на одном из месторождений в 2012 г.
3. Средняя ошибка предсказания обводнённости добывающих скважин составила 6,2 %, средняя ошибка предсказания продолжительности эффекта – 79,8 %.
4. Предложенная методика может применяться для оценки технологической эффективности от выравнивания профиля приёмистости в качестве альтернативы гидродинамическому моделированию в программном комплексе Eclipse, т. к. гораздо менее трудоёмка. В случае, если гидродинамическая модель не актуализирована на дату прогнозирования, нейросетевое моделирование является фактически единственной возможностью получить экспертную оценку ожидаемой эффективности мероприятия от выравнивания профиля приёмистости.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Аналитический бюллетень. Нефтегазодобывающая и нефтеперерабатывающая промышленность: тенденции и прогнозы. Вып. № 9. Итоги 2012 года. М., 2013. 46 с. URL: <http://vid1.rian.ru/ig/ratings/oil9.pdf> (дата обращения: 20.05.2014).
2. Добыча нефти // Все о нефти. 2011–2014. URL: <http://vseonefti.ru/upstream/> (дата обращения: 19.05.2014).
3. Основные виды и причины обводнения скважин. URL: http://water-control.narod.ru/vid_obvodneniya.html (дата обращения: 16.05.2014).
4. Павлов И.В. Обоснование технологии ограничения притока воды в горизонтальные скважины составами направленного воздействия: автореф. дис. ... канд. техн. наук. – СПб., 2009. – 20 с.
5. Способ снижения обводнённости продукции нефтяных добывающих скважин: пат. Рос. Федерация № 2161246; заявл. 16.03.04; опубл. 10.08.04, Бюл. № 18371. – 4 с.
6. Шандрыгин А.Н., Лутфуллин А.А. Основные тенденции развития методов увеличения охвата пластов воздействием в России (SPE 117410) // Труды Российской нефтегазовой технической конференции сообщества инженеров-нефтяников. – Москва, 2008. – С. 1–23.
7. Reservoir simulation of non selective of a polymer gel treatment to improve water injection profiles and sweep efficiency in the Lagomar field Western Venezuela (SPE-92025-MS) / J. Herbas, R. Moreno, T.A. Marin, M.F. Romero, D. Coombe. SPE international petroleum conference. Puebla, 2004. pp. 1–10.
8. Saaedi A., Camarda J., Liang J-T. Using neural networks for candidate selection and well performance prediction in water-shutoff treatments using polymer gels – a field-case study (SPE-101028-PA) // SPE Asia Pacific Oil&Gas conference and exhibition. Adelaide, 2006. pp. 1–8.
9. Ghoraihy S., Liang J-T., Green D.W., Liang H.C. Application of Bayesian networks for predicting the performance of gel-treated wells in the Arbuckle formation, Kansas (SPE 113401-MS) // SPE/DOE improved oil recovery symposium. Oklahoma, 2008. pp. 1–7.
10. Ferreira I., Gammiero A., Llamado M. Design of a neural network model for predicting well performance after water shutoff treatments using polymer gels (SPE 153908) // SPE Latin American and Caribbean petroleum conference. Mexico, 2012. pp. 1–9.
11. Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети. – М.: Изд-во физ.-мат. литературы, 2001. – 221 с.
12. Васенков Д.В. Методы обучения искусственных нейронных сетей // Компьютерные инструменты в образовании. – 2007. – № 1. – С. 20–29.
13. Xu S., Cheng C. A Novel approach for determining the optimal number of hidden layer neurons for FNN's and its applications in data mining // 5th International conference on information technology and application. Tasmania, 2008. pp. 683–686.
14. Ручкин А.А. Повышение эффективности применения потокоотклоняющих технологий (на примере гидродинамически связанных коллекторов Самотлорского месторождения): автореф. дис. ... канд. техн. наук. – Тюмень, 2003. – 25 с.
15. Жуков Р.Ю. Обоснование применения технологий по выравниванию профиля приемистости на поздней стадии разработки нефтяных месторождений (на примере месторождений Среднего Приобья): автореф. дис. ... канд. техн. наук. – М., 2013. – 24 с.
16. Data mining. P. 2. Data Understanding and Preparation. Spring 2010. URL: http://webpages.iust.ac.ir/yaghini/Courses/Data_Mining_882/DM_02_04_Data%20Transformation.pdf (дата обращения: 20.05.2014).
17. Иванов Е.Н., Кононов Ю.М. Выбор методов увеличения нефтеотдачи на основе аналитической оценки геолого-физической информации // Известия Томского политехнического университета. – 2012. – Т. 321. – № 1. – С. 149–154.
18. Левенберг К. Метод для решения определенных задач в наименьших квадратах // Журнал прикладной математики. – 1944. – № 2. – С. 164–168.
19. Состояние и перспективы применения полимерного воздействия на пласт / И. Швецов, Г. Бакаев, В. Кабо, В. Перунов, Ю. Соляков // Нефтяное хозяйство. – 1994. – № 4. – С. 37–41.

Поступила 21.05.2014 г.

UDC 004.8, 004.942, 622.279

DESIGN OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS FOR PREDICTING THE TECHNOLOGICAL EFFICIENCY OF IMPROVING WATER INJECTION PROFILE

Yuri A. Keller,

Cand. Sc., National Research Tomsk State University, 36, Lenin Avenue, Tomsk, 634050, Russia. E-mail: kua1102@rambler.ru

The relevance of the discussed issue is caused by the need to develop the methodology for predicting the efficiency of enhanced oil recovery methods. The methodology proposed can be used to evaluate the operation effectiveness as an alternative to application of hydrodynamic modeling, which does not always give accurate results at the high complexity of implementation in practice.

The main aim of the study is to develop the methodology for predicting the technological efficiency of improving water injection profiles on injector wells by means of artificial neural networks and to check the predicting efficiency of the method developed on the basis of really conducted operations.

The methods used in the study: analysis and summarizing of the results of improving water injection profiles on injector wells performed on one of the oil fields from 2008 to 2011; analysis of the influence of geological and physical characteristics and the technological productivity of wells on the total result of improving water injection profiles in terms of additional oil production due to lower water cut.

The results. The paper demonstrates the possibility of using artificial neural networks for estimating the expected additional oil production as a result of improving water injection profiles on injector wells. Based on the operations of improving water injection profiles performed on one of the oil fields, the author has estimated the deviation in predicting the efficiency of improving water injection profiles by means of the suggested artificial neural network model. In comparison with the hydrodynamic modeling the developed mathematical model allowed obtaining forecast parameters for a shorter period with comparable prediction accuracy.

Key words:

Enhanced oil recovery methods, improving water injection profile, injector well, cross-linked polymer system, artificial neural networks.

REFERENCES

1. *Analitichesky byulleten. Neftegazodobyvayushchaya i neftepererabatyvayushchaya promyshlennost: tendentsii i prognozy. Itogi 2012 goda* [Analytic bulletin. Oil-and-gas producing and processing industry: trends and predictions. Results of 2012]. Moscow, 2013. Iss. no. 9. Вып. 46 p. Available at: vid1.rian.ru/ig/ratings/oil9.pdf (accessed 20 May 2014).
2. *Dobycha nefi* [Oil production]. *Vse o nefi* [Everything about oil]. 2011–2014. Available at: <http://vseonefti.ru/upstream/> (accessed 19 May 2014).
3. *Osnovnye vidy i prichiny obvodneniya skvazhin* [The main types and the reasons of drowning]. Available at: http://water-control.narod.ru/vid_obvodneniya.html (accessed 16 May 2014).
4. Pavlov I.V. *Obosnovanie tekhnologii ogranicheniya pritoka vody v gorizontalnye skvazhiny sostavami napravlennogo vozdeystviya*. Aftoref. Kand. Dis. [Substantiation of the technology of water shut-off in horizontal wells by means of directional compositions. Cand. Diss Abstract]. St-Petersburg, 2009. 20 p.
5. Bagramov K.A., Dyachuk I.A., Lutsenko A.A., Repin D.N., Tyan N.S., Khasanov M.M. *Sposob snizheniya obvodnennosti produktssii neftyanykh dobyvayushchikh skvazhin* [A method of reducing production well water cut]. Patent RF, no. 2161246, 2004.
6. Shandrygin A.N., Lutfullin A. *Osnovnye tendentsii razvitiya metodov uvelicheniya okhvata plastov vozdeystviem v Rossii* [Main trends in developing the enhanced reservoir coverage by stimulation in Russia] (SPE 117410). *Trudy Rossiyskoy neftegazovoy tekhnicheskoy konferentsii* [SPE Russian oil and gas technical conference and exhibition]. Moscow, 2008. pp. 1–23.
7. Herbas J., Moreno R., Marin T.A., Romero M.F., Coombe D. *Reservoir simulation of non selective of a polymer gel treatment to improve water injection profiles and sweep efficiency in the Lagomar field Western Venezuela (SPE-92025-MS)*. *SPE international petroleum conference*. Puebla, 2004. pp. 1–10.
8. Saedi A., Camarda J., Liang J-T. *Using neural networks for candidate selection and well performance prediction in water-shutoff treatments using polymer gels – a field-case study (SPE-101028-PA)*. *SPE Asia Pacific Oil&Gas conference and exhibition*. Adelaide, 2006. pp. 1–8.
9. Ghoraihy S., Liang J-T., Green D.W., Liang H.C. *Application of Bayesian networks for predicting the performance of gel-treated wells in the Arbuckle formation, Kansas (SPE 113401-MS)*. *SPE/DOE improved oil recovery symposium*. Oklahoma, 2008. pp. 1–7.
10. Ferreira I., Gammiero A., Llamedo M. *Design of a neural network model for predicting well performance after water shutoff treatments using polymer gels (SPE 153908)*. *SPE Latin American and Caribbean petroleum conference*. Mexico, 2012. pp. 1–9.
11. Kruglov V.V., Dli M.I., Golunov R.Yu. *Nechetkaya logika i iskusstvennye neyronnye seti* [Fuzzy logic and artificial neural network]. Moscow, Fiziko-matematicheskaya literature Publ., 2001. 221 p.
12. Vasenkov D.V. *Metody obucheniya iskusstvennykh neyronnykh setey* [Methods of training artificial neural networks]. *Kompyuternye instrumenty v obrazovanii*, 2007, no. 1, pp. 20–29.
13. Xu S., Cheng C. *A Novel approach for determining the optimal number of hidden layer neurons for FNN's and its applications in data mining*. *5th International conference on information technology and application*. Tasmania, 2008. pp. 683–686.
14. Ruchkin A.A. *Povyshenie effektivnosti primeneniya potokootklo-nyayushchikh tekhnologiy (na primere gidrodinamicheski svyazannykh kollektorov Samotlorskogo mestorozhdeniya)*. Aftoref. Kand. Dis. [Increasing the efficiency of using flow-deflecting technologies (based on the example of the hydrodynamically connected reservoirs of Samotlor field). Cand. Diss Abstract]. Tumen, 2003. 25 p.
15. Zhukov R.Yu. *Obosnovanie primeneniya tekhnologiy po vyrovni-vaniyu profilya priemistosti na pozdney stadii razrabotki neftyanykh mestorozhdeniy (na primere mestorozhdeniy Srednego Priobya)*. Aftoref. Kand. Dis. [Substantiation of applying technologies of improving water injection profile at late stage of oil fields development (based on the example of the fields of Srednee Priobye). Cand. Diss Abstract]. Moscow, 2013. 24 p.
16. *Data mining. P. 2. Data Understanding and Preparation*. Spring 2010. Available at: http://webpages.iust.ac.ir/yaghini/Courses/Data_Mining_882/DM_02_04_Data%20Transformation.pdf (accessed 20 May 2014).
17. Ivanov E.N., Kononov Yu.M. *Vybor metodov uvelicheniya nefteot-dachi na osnove analiticheskoy otsenki geologo-fizicheskoy informatsii* [The choice of enhanced oil recovery methods on the basis of analytical assessment of geological and field information]. *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University*, 2012, vol. 321, no. 1, pp. 149–154.
18. Levenberg, K. *A method for the solution of certain problems in least squares*. *Quarterly of Applied Mathematics*, 1944, vol. 2, pp. 164–168.
19. Shvetsov I., Bakaev G., Kabo V., Perunov V., Solyakov Yu. *Sostoyanie i perspektivy primeneniya polimernogo vozdeystviya na plast* [The state and prospects of using polymer flooding on the formation]. *Neftyanoe khozyaistvo*, 1994, no. 4, pp. 37–41.

Received 21 May 2014.