

УДК 681.5:622.32

Б. Г. ИЛЬЯСОВ, К. Ф. ТАГИРОВА, А. П. ЕФРЕМОВ**РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНОГО КОМПЛЕКСА
ОЦЕНКИ ПРОНИЦАЕМОСТИ КОЛЛЕКТОРА
НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ АЛГОРИТМОВ**

Рассматривается новый подход для оценки дебита нефтяной скважины за счет более точного определения проницаемости пласта с помощью нейронных сетей. Приводится его практическое применение на одном из месторождений Западной Сибири. *Геофизические исследования скважин; нейронные сети; моделирование*

ВВЕДЕНИЕ

При вводе новой скважины в эксплуатацию после бурения одной из самых важных задач является точный расчет потенциально-го дебита скважины, то есть объема нефти, который может добываться из скважины. Это необходимо для наиболее эффективного подбора насосного оборудования, обеспечивающего подъем нефти из пласта на поверхность. Однако при расчете потенциала существует ряд параметров, точное определение которых является затруднительным. Таковыми параметрами являются: проницаемость, пластовое давление и скин-фактор. Наиболее сложным для определения является параметр проницаемости, определяющий способность породы фильтровать через себя жидкость. По новым скважинам, вводимым в эксплуатацию после бурения, доступен достаточно ограниченный набор исследований, поэтому для определения проницаемости пласта используются только результаты геофизических исследований скважин (ГИС). Однако существующие методы определения проницаемости при интерпретации данных ГИС не обладают достаточной точностью. В данной работе рассматривается разработка программного комплекса оценки проницаемости пласта-коллектора на основе нейросетевых алгоритмов в качестве альтернативы существующим методикам.

**1. ОСНОВЫ СУЩЕСТВУЮЩИХ МЕТОДИК
ОПРЕДЕЛЕНИЯ ПРОНИЦАЕМОСТИ**

Основным фактором, влияющим на коэффициент проницаемости пород, является

структура их порового пространства, характеризующая формой и размером пор, извилистостью и удельной поверхностью каналов фильтрации. Эти параметры определяют объем фильтрующего агента, траекторию его отдельных струй и силы поверхностного взаимодействия, препятствующие фильтрации. Теоретически проницаемость может быть описана уравнением Козени–Кармена:

$$K = K_{\text{п}}^3 / f S_{\text{ф}} T_{\text{г}}^2, \quad (1)$$

где $K_{\text{п}}$ — пористость образца породы (доли единицы); $S_{\text{ф}}$ — удельная поверхность каналов фильтрации (в $\text{м}^2/\text{м}^3$); $T_{\text{г}}$ — гидравлическая извилистость каналов фильтрации, равная отношению средней статистической длины поровых каналов к длине образца породы; f — коэффициент, учитывающий форму сечения пор и изменяющийся для гранулярных коллекторов от 2 до 3 [1].

В результате преобразования выражения (1) получается следующее выражение:

$$K = \tau_{\text{св}}^2 (1 - P_{\text{н}}^{-1/n})^3 P_{\text{н}}^{n/2} / P_{\text{п}}, \quad (2)$$

где $\tau_{\text{св}}$ — средняя толщина пленки связанной воды, $P_{\text{н}}$ — параметр нефтегазонасыщенности, $P_{\text{п}}$ — параметр пористости, n — константа для данного типа породы, зависящая в основном от смачиваемости.

Выражение (2) является физической основой определения коэффициента проницаемости по значениям параметров $P_{\text{н}}$ и $P_{\text{п}}$, рассчитываемых по формулам на основе известных удельного электрического сопротивления коллектора, коэффициента пористости коллектора и удельного сопротивления пластовой воды. Величина $\tau_{\text{св}}$ задается на основе

экспериментальных данных [2]. Следует отметить, что существуют ограничения по применению данной зависимости (2), а именно: определение проницаемости будет физически корректно для нефтегазонасыщенных коллекторов с отсутствием аномальной проводимости скелета породы и поверхности порового пространства (ширит, крустификационный хлорит). Также параметры $\tau_{св}$ и n достаточно изменчивы по разрезу и площади распространения коллектора и могут изменяться для различных литотипов породы. Поэтому более рациональным методом определения проницаемости по данным ГИС является использование петрофизической зависимости типа «кern–кern» между абсолютной проницаемостью и эффективной пористостью ($R^2 = 0,8 - 0,9$):

$$K_{пр} = a \exp(bK_{п_эфф}), \quad (3)$$

$$K_{п_эфф} = K_{по}(1 - K_{в*}), \quad (4)$$

где $K_{пр}$ — абсолютная проницаемость, $K_{п_эфф}$ — коэффициент эффективной пористости, a и b — эмпирические коэффициенты, определяемые отдельно для каждого пласта месторождения, $K_{по}$ — коэффициент открытой пористости породы, $K_{в*}$ — текущая водонасыщенность коллектора.

Текущая водонасыщенность $K_{в*}$ определяется с использованием функции Дахнова–Арчи:

$$K_{в*} = (a_n a_m \rho_v / \rho_{п} K_{п}^m)^{(1/n)}, \quad (5)$$

$$P_{п} = a_n / K_{в}^n = \rho_{п} / \rho_{вп}, \quad (6)$$

$$P_{п} = a_m / K_{п}^m = \rho_{вп} / \rho_{вп}, \quad (7)$$

где $\rho_{п}$, $\rho_{вп}$, ρ_v — удельное электрическое сопротивление соответственно пласта, водонасыщенного пласта, воды; A_n , a_m — эмпирические коэффициенты.

Петрофизические зависимости (3–7) используются в существующих методиках определения свойств коллекторов.

Таким образом, методики для определения абсолютной проницаемости по данным ГИС используют последовательный статистический и корреляционно-регрессионный анализ данных по керну для определения зависимости между проницаемостью и такими параметрами, как пористость и удельное электрическое сопротивление пласта. Однако данные методики являются недостаточно точными. Одним из объяснений этому может служить отсутствие однозначной зависимости между пористостью и проницаемостью,

что объясняется сложной структурой порового пространства породы пласта и характером распределения фаз насыщения. Поэтому обычно применяются одновременно несколько методик, использующих различные корреляции.

2. МЕТОДИКА ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

В данной работе предлагается применение нейронной сети для оценки проницаемости как альтернативы существующим методикам. Нейронные сети возникли из исследований в области искусственного интеллекта, а именно из попыток воспроизвести способность биологических нервных систем обучаться и исправлять ошибки, моделируя низкоуровневую структуру мозга [3]. Класс задач, которые можно решить с помощью нейронной сети, определяется используемой парадигмой обучения. Всего существуют три парадигмы обучения: «с учителем», «без учителя» (самообучение) и смешанная. Для решения рассматриваемой в данной статье задачи определения проницаемости используется парадигма обучения «с учителем». Это означает, что при обучении нейронная сеть располагает правильными ответами (выходами сети) на каждый входной пример. В процессе обучения веса связей между нейронами в сети настраиваются так, чтобы сеть давала ответы как можно более близкие к известным правильным ответам. После проведенного обучения нейронная сеть становится способной принимать значения входных переменных и выдавать соответствующие значения выходных переменных. Таким образом, сеть можно применять в ситуации, когда имеется определенная известная информация и требуется получить некоторую пока неизвестную информацию.

При определении свойств коллектора в новых районах бурения известными данными являются результаты исследования керна, отобранного со скважин данного пласта месторождения, и результаты проведенных ГИС. На каждой эксплуатационной и разведочной скважине проводится обязательный комплекс ГИС, в который входят:

- каротаж самопроизвольной поляризации (ПС);
- боковое каротажное зондирование (БКЗ);
- микрозондирование;
- боковой каротаж (БК);
- индукционный каротаж (ИК);

- радиоактивный каротаж (ГК и НКТ);
- кавернометрия;
- резистивиметрия;
- инклинометрия;
- термометрия и акустическая цементометрия (АКЦ) при определении качества цементного кольца (ОЦК);
- акустический каротаж.

Наличие данного комплекса для каждой скважины дает возможность сопоставить каждое значение пористости и проницаемости, полученное при исследовании керна, с данными с каротажей. В результате получается множество из пар значений пористости и проницаемости и сопоставленных им значений каротажей. Данное множество значений используется для обучения нейронной сети. Схема применения нейронной сети приведена на рис. 1.

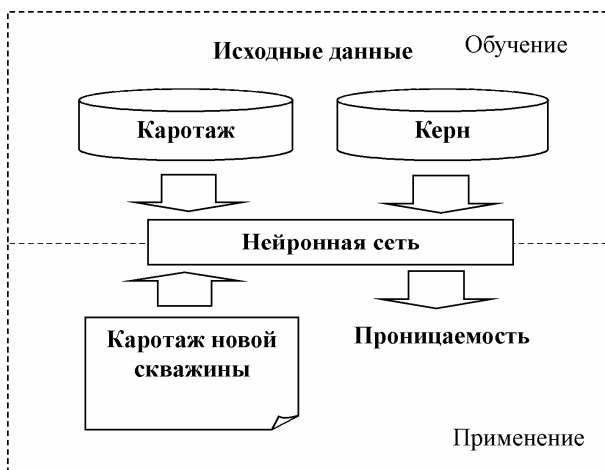


Рис. 1. Схема применения нейронной сети

Благодаря возможности обучения, нейронные сети являются мощным средством моделирования, позволяющим воспроизводить сложные нелинейные зависимости между проницаемостью пласта, пористостью и характером распределения фаз насыщения.

3. РЕАЛИЗАЦИЯ ПРОГРАММНОГО КОМПЛЕКСА

Для эффективного моделирования фильтрационно-емкостных свойств пласта программный комплекс должен решать следующие задачи:

- управления данными по результатам ГИС и исследований керна;
- управления нейронными сетями;
- оценки пористости и проницаемости ряда пластов определенной скважины.

В результате разработанный программный комплекс имеет структуру, изображенную на рис. 2.

Модуль управления данными по результатам ГИС и исследований керна представляет собой базу данных и интерфейс к ней для хранения проведенных на скважинах ГИС и лабораторных исследований керна. Эти данные используются модулем для работы с нейронными сетями при обучении сети. Также с помощью данного модуля пользователь программного комплекса имеет возможность добавлять новые данные по исследованию керна и ГИС.

В модуле для работы с нейронными сетями пользователь задает структуру нейронной сети и производит ее обучение. Создание нейронной сети может производиться пользователем напрямую и автоматически. Создание нейронной сети пользователем напрямую производится путем задания используемых каротажей и указания данных, на основе которых будет проводиться обучение.

В случае автоматизированного создания сети программа сама определяет, использование каких каротажей наиболее эффективно. Это производится путем рассмотрения различных вариантов количества входов нейронной сети и различных сочетаний каротажей, подаваемых на вход нейронной сети. Различные каротажи оказывают различное влияние на определение проницаемости. Проводимый анализ чувствительности сети к входным параметрам позволяет отбросить те каротажи, которые вносят дополнительную ошибку в прогноз или являются не значимыми.

В процессе обучения веса связей между нейронами в сети настраиваются так, чтобы сеть давала ответы как можно более близкие к известным правильным ответам. После проведенного обучения нейронная сеть становится способной принимать значения входных переменных и выдавать соответствующие значения выходных переменных. Таким образом, сеть можно применять в ситуации, когда имеется определенная известная информация и требуется получить некоторую пока не известную информацию. Благодаря возможности обучения, нейронные сети являются мощным средством моделирования, позволяющим воспроизводить сложные нелинейные зависимости.

Модуль оценки фильтрационно-емкостных свойств пластов использует обученную нейронную сеть для моделирования фильтрационно-емкостных свойств пласта. Для этого

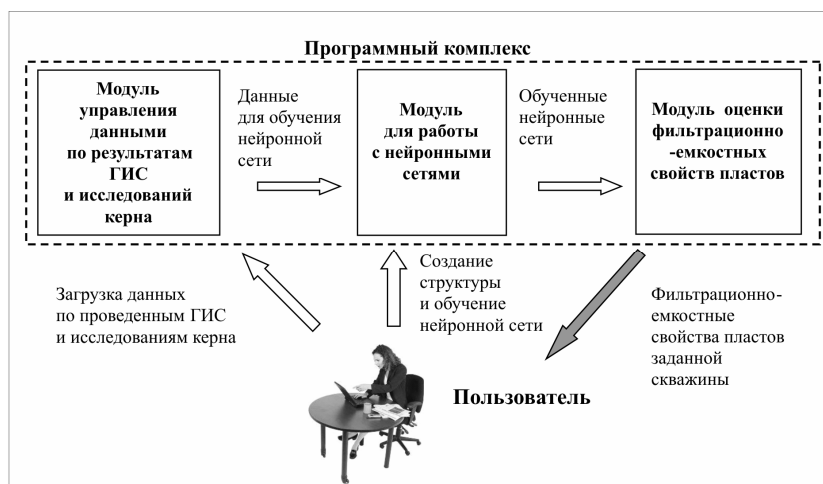


Рис. 2. Структура разработанного программного комплекса

на вход обученной нейронной сети подаются результаты ГИС, проведенных на интересующей пользователя скважине, и на выходе сети выдаются искомые значения фильтрационно-емкостных свойств.

4. ПРАКТИЧЕСКАЯ АПРОБАЦИЯ ПРОГРАММНОГО КОМПЛЕКСА

Оценка эффективности разработанного программного комплекса производилась на одном из месторождений Западной Сибири. Данное месторождение является многопластовым. Нефтеносными являются пласты группы АС: АС-10, АС-11 и АС-12. Пласты группы АС отличаются достаточно высокой неоднородностью, как по площади, так и по разрезу, и представлены преимущественно переслаиванием различных типов пород (песчаников, алевролитов, аргиллитов, аргиллитоподобных глин, плотных песчаников и алевролитов с базальным карбонатным цементом) и монолитными песчаниками. Причины слоистой неоднородности в распределении фильтрационно-емкостных свойств по разрезу и площади пласта определяются совокупностью их литологических особенностей, обусловленных условиями седиментогенеза, а также интенсивностью и направленностью последующих постседиментационных преобразований.

Новые скважины на данном месторождении в основном работают на пласты АС-11 и АС-12. Поэтому разработанный программный комплекс применялся для оценки проницаемости именно данных пластов. Также следует отметить, что для каждого из пластов создавалась своя нейронная сеть. Это обусловлено различными физико-емкостными свойствами пластов и обеспечивает значи-

тельно более высокую точность прогноза по сравнению с вариантом создания одной нейронной сети для всех пластов.

Для обучения нейронной сети для пласта АС-11 были использованы данные по исследованию керна на 28 скважинах (572 замера). В результате корреляции данных по исследованию керна и материалов ГИС с каждым замеренным значением пористости и проницаемости керна были сопоставлены значения из данных по стандартному комплексу ГИС, приведенному выше.

При выборе структуры нейронной сети были рассмотрены варианты с различным количеством входов и комбинацией каротажей. Также был проведен анализ чувствительности к входным параметрам. Это объясняется тем, что различные каротажи оказывают различное влияние на определение проницаемости. В результате были определены наиболее важные для прогнозирования входные значения и отброшены те, которые вносят дополнительную ошибку в прогноз или являются незначимыми. Таким образом, с наибольшей точностью проницаемость определяется с помощью нейронной сети, состоящей из 4 нейронов во входном слое и 4 нейронов в скрытом слое. Это означает, что из множества данных ГИС были выбраны для использования данные четырех каротажей, оказывающие наибольшее влияние на определение проницаемости с помощью нейронной сети. Этими данными являются: гамма-каротаж, данные индукционного каротажа и двух градиент-зондов (0,4 м и 4 м). При анализе чувствительности к входным параметрам было выявлено, что наибольшее влияние на определение проницаемости оказывает гамма-каротаж. На втором месте по важности находится

индукционный каротаж и затем следуют данные градиент-зондов. Структура полученной нейронной сети приведена на рис. 3.

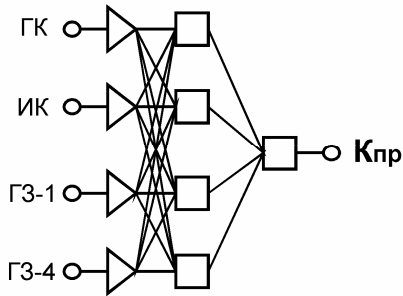


Рис. 3. Структура нейронной сети для пласта АС-11

По аналогичной схеме была создана и обучена нейронная сеть для пласта АС-12. Для обучения нейронной сети были использованы данные по исследованию керна с 25 скважин (516 замеров). По результатам подбора оптимальной структуры нейронной сети в качестве входных параметров были выбраны следующие данные ГИС:

- самопроизвольной поляризации, нормированный (альфа ПС);
- боковой каротаж;
- градиент-зонд (длина 0,4 м);
- градиент-зонд (длина 2 м);
- градиент-зонд (длина 4 м);
- НКТ.

Структура полученной нейронной сети приведена на рис. 4.

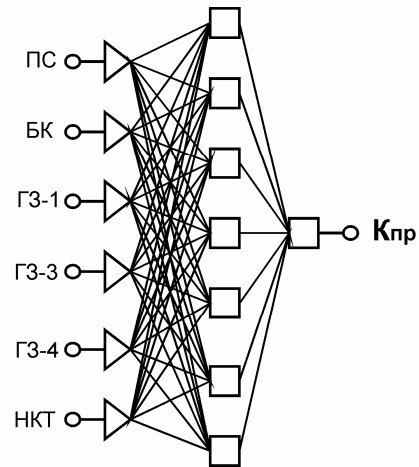


Рис. 4. Структура нейронной сети для пласта АС-12

Для оценки эффективности работы программного комплекса было произведено сравнение значений проницаемости, рассчитанных по нему и по двум существующим методикам, со значениями, восстановленными по текущим параметрам работы скважин (фактическим) — рис. 5. Для этого были взяты 43 новые скважины, введенные с января по сентябрь 2007 г. на данном месторождении и вскрывшие пласты АС-11 и АС-12. Для сравнения были рассчитаны коэффициенты кор-

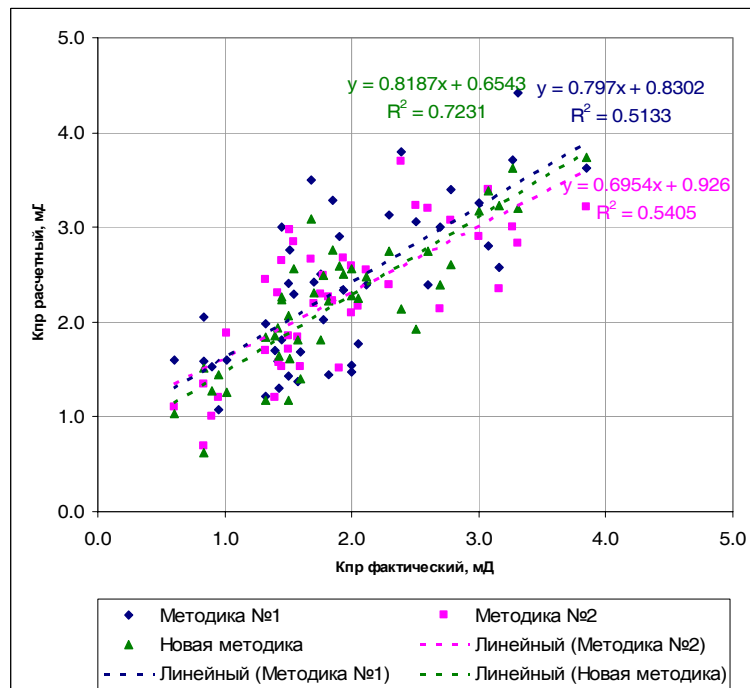


Рис. 5. Сравнение расчетных и фактических проницаемостей

реляции между значениями рассчитанными и фактическими:

- нейронная сеть — 0,81;
- методика 1 — 0,72;
- методика 2 — 0,74.

Для значений проницаемости, определенной нейронной сетью, коэффициент корреляции с фактическими данными оказался наиболее высоким, что говорит об эффективности применения программного комплекса оценки проницаемости коллектора на основе нейросетевых алгоритмов.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Для расчета потенциального дебита вновь вводимых в эксплуатацию скважин необходимо точное определение ряда параметров пласта, наиболее важным из которых является проницаемость. Традиционные методики для определения абсолютной проницаемости по данным ГИС с использованием последовательного статистического и корреляционно-регрессивного анализа данных по керну являются недостаточно точными. Разработанный программный комплекс на основе нейросетевых алгоритмов позволяет более точно оценить потенциал новых скважин, что, в свою очередь, ведет к более эффективному подбору насосного оборудования и сокращению мероприятий по интенсификации добычи нефти на данных скважинах и планово-предупредительных ремонтов скважин.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Добрынин, В. М.** Петрофизика / В. М. Добрынин, Б. Ю. Вендельштейн, Д. А. Кожевников. М. : Недра, 1991. 210 с.
2. **Rider, M.** The geological interpretation of well logs / M. Rider, 1996. 280 p.
3. **Минаев, Ю. Н.** Методы и алгоритмы идентификации и прогнозирования в условиях неопределенности в нейросетевом логическом базисе / Ю. Н. Минаев, О. Ю. Филимонова, Л. Бенамеур. М. : Горячая линия–Телеком, 2003. 205 с.

ОБ АВТОРАХ



Ильясов Барий Галеевич, чл.-кор. АН РБ, проф., зав. каф. техн. кибернетики. Дипл. инж.-электромех. по авиац. электрооборуд. ЛА (МАИ, 1962). Д-р техн. наук по сист. анализу и авт. упр. (ЦИАМ, 1984). Иссл. в обл. сист. анализа, упр-я в техн. и соц.-экон. системах.



Тагирова Клара Фоатовна, доц. каф. техн. кибернетики. Канд. техн. наук по АСУ технол. процессами (УГАТУ, 1994). Иссл. в обл. интеллект. систем управления технол. процессами нефтедобычи.



Ефремов Александр Павлович, зам. нач. отд. управления базовой добычей БЕ «Восток», Компания «ТНК-ВР». Дипл. магистр в области информатики и вычисл. техники (УГАТУ, 2004) Иссл. в области интеллект. систем управления процессами добычи.