

Ефремов А. П.

ПРОГРАММНЫЙ КОМПЛЕКС ОЦЕНКИ СВОЙСТВ КОЛЛЕКТОРА НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ АЛГОРИТМОВ

Адрес статьи: www.gramota.net/materials/1/2008/7/24.html

Статья опубликована в авторской редакции и отражает точку зрения автора(ов) по рассматриваемому вопросу.

Источник

Альманах современной науки и образования

Тамбов: Грамота, 2008. № 7 (14). С. 71-74. ISSN 1993-5552.

Адрес журнала: www.gramota.net/editions/1.html

Содержание данного номера журнала: www.gramota.net/materials/1/2008/7/

© Издательство "Грамота"

Информация о возможности публикации статей в журнале размещена на Интернет сайте издательства: www.gramota.net

Вопросы, связанные с публикациями научных материалов, редакция просит направлять на адрес: almanac@gramota.net

с точки $n_{\text{ст}}+1$ и определяется длительность следующего интервала стационарности $n_{(i+1)\text{ст}}$ в момент пересечения K_j с K_{max} или K_{min} и т.д. до определения последнего K -го интервала стационарности. Результатом применения указанной процедуры будет текущая последовательность $n_{\text{ст}}$ интервалов стационарности разной длительности, на которых оценки средних значений с вероятностью $P=1-\alpha$ постоянны. Алгоритм позволяет одновременно решать задачу идентификации тренда на каждом участке квазистационарности (убывание или возрастание тренда на интервале, вогнутый, выпуклый или колебательный тренд и т.п.), что дает дополнительную информацию об измеряемом процессе не только на интервале квазистационарности, но и для всего ряда в целом.

Список использованной литературы

1. **Тарасенко Ф. П.** Непараметрическая статистика. - Томск: ТГУ, 1976.
2. **Дейвид Г.** Порядковые статистики. - М.: Наука, 1979.

ПРОГРАММНЫЙ КОМПЛЕКС ОЦЕНКИ СВОЙСТВ КОЛЛЕКТОРА НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ АЛГОРИТМОВ

Ефремов А. П.

Уфимский государственный авиационный технический университет

При вводе новой скважины из бурения одной из самых важных задач является точный расчет потенциального дебита скважины. Это необходимо для наиболее эффективного подбора погружного оборудования. Однако при расчете потенциала существует ряд параметров, точное определение которых является затруднительным. Таковыми параметрами являются: проницаемость, пластовое давление и скин-фактор. Для определения проницаемости пласта используются результаты геофизических исследований скважин (ГИС) и гидродинамических исследований скважин (ГДИС). Кроме того, проницаемость может быть определена на основе анализа параметров работы скважины. Однако в случае новой скважины, вводимой из бурения, для оценки проницаемости доступны только данные ГИС.

Основным фактором, влияющим на коэффициент проницаемости пород, является структура их порового пространства, характеризуемая 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 [1]. Существующие методики для определения 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 [2]. В результате, обычно одновременно применяются несколько методик, использующих различные корреляции.

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. Наличие данного комплекса для каждой скважины дает возможность сопоставить каждому значению пористости и проницаемости, полученному при исследовании керна, данные 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.

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

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.

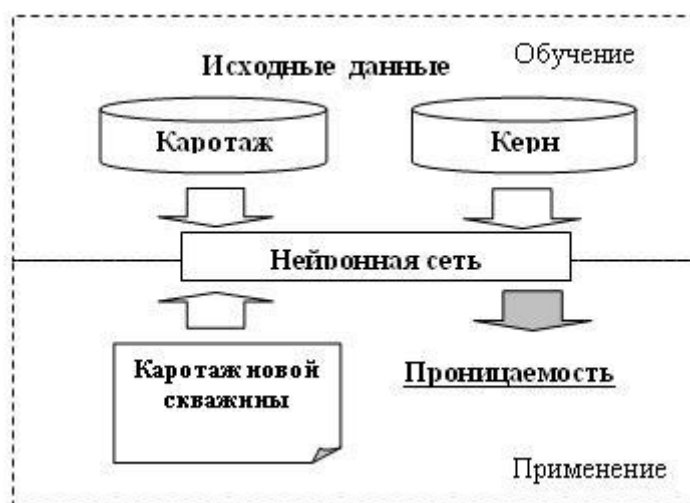


Рис. 1. Схема применения нейронной сети

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 для обучения сети.

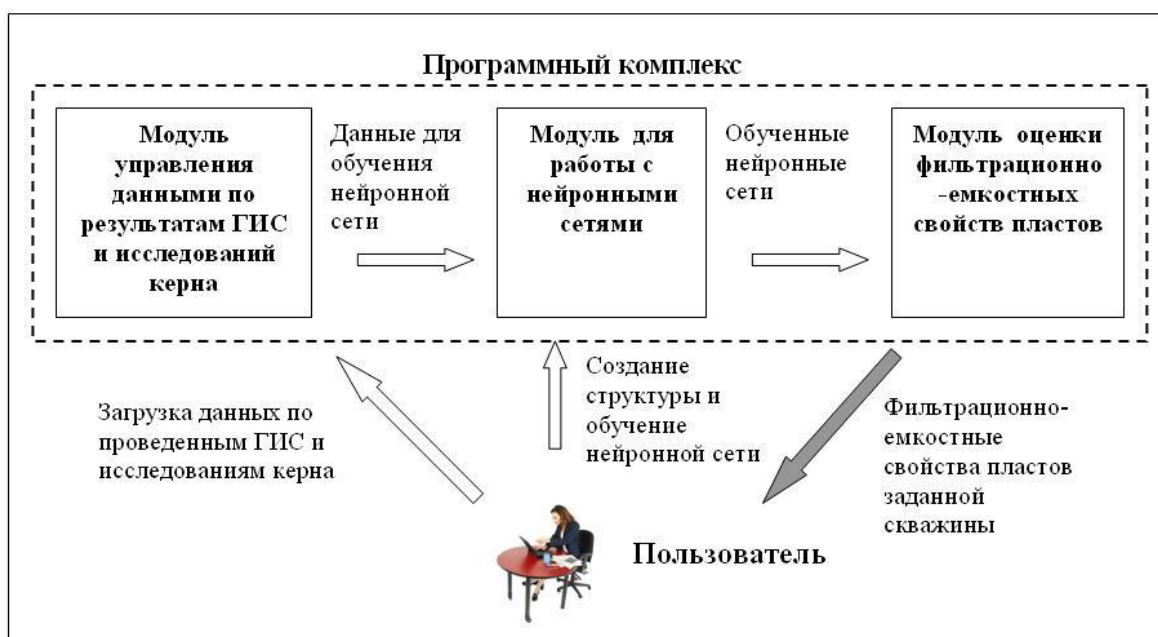


Рис. 2. Структура разработанного программного комплекса

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 какие каротажи наиболее эффективно использовать. Это производится путем рассмотрения различных вариантов количества входов нейронной сети так и различных сочетаний каротажей, подаваемых на вход нейронной сети. Различные каротажи оказывают различное влияние на определение проницаемости. Проводимый анализ чувствительно-

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

В рамках данной работы были созданы две нейронные сети для пластов АС-11 и АС-12 одного из месторождений Западной Сибири. 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.

Таким образом, создание отдельной нейронной сети для каждого из пластов обусловлено различными физико-емкостными свойствами пластов и обеспечивает значительно 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, каждому замеренному значению пористости и проницаемости керна были сопоставлены значения из данных по стандартному комплексу ГИС, приведенном 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 каротажы 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 не значимыми. Таким образом, с наибольшей точностью проницаемость определяется 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 (ГК), данные индукционного каротажа (ИК) и двух градиент-зондов: ГЗ-1 и ГЗ-4 (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.

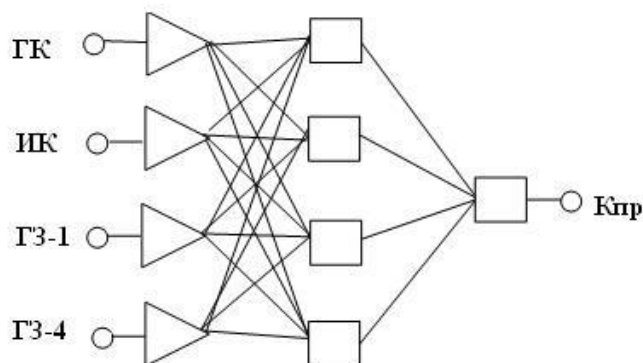


Рис. 3. Структура нейронной сети для пласта АС-11

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 (БК);
- градиент-зонд (длина 0,4 м);
- градиент-зонд (длина 2 м);
- градиент-зонд (длина 4 м);
- нейтронный каротаж по тепловым нейтронам (НКТ).

Структура полученной нейронной сети приведена на Рис. 4.

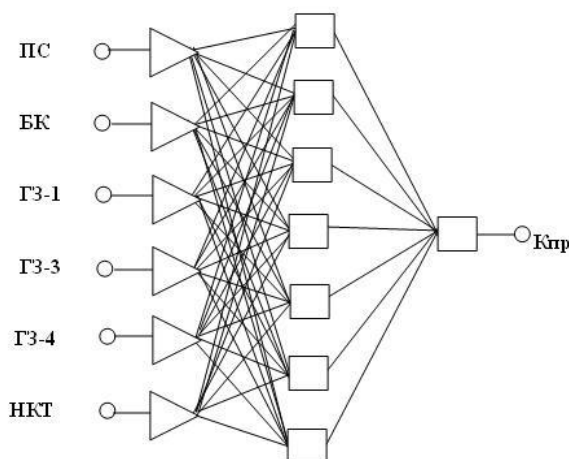


Рис. 4. Структура нейронной сети для пласта АС-12

Для оценки эффективности работы нейронной сети было произведено сравнение значений проницаемости, рассчитанных по двум существующим методикам и нейронной сетью со значениями и восстановленными по текущим параметрам работы скважин (фактическим). Для этого были взяты 43 новые скважины, введенные с января по сентябрь 2007 года на данном месторождении и вскрывшие пласты АС-11 и АС-12. Для сравнения были рассчитаны коэффициенты корреляции между значениями, рассчитанными и фактическими:

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

Для значений проницаемости, определенных нейронной сетью, коэффициент корреляции с фактическими данными оказался наиболее высоким, что говорит об эффективности применения нейронных сетей для определения проницаемости.

Применение рассмотренного программного комплекса позволяет более точно оценить потенциал новых скважин, что, в свою очередь, ведет к более эффективному подбору погружного оборудования и сокращению мероприятий по интенсификации добычи нефти на данных скважинах.

Список использованной литературы

1. Добрынин В. М., Вендельштейн Б. Ю., Кожевников Д. А. Петрофизика. - М.: Недра, 1991.
2. Минаев Ю. Н., Филимонова О. Ю., Бенамеур Л. Методы и алгоритмы идентификации и прогнозирования в условиях неопределенности в нейросетевом логическом базисе. - М.: Горячая линия-Телеком, 2003. - 205 с.
3. Rider, M. The Geological Interpretation of Well Logs. - Whittles Publishing: Caithness, 1996. - 2nd ed. - 280 pp.

О РАЗРЕШИМОСТИ ОДНОЙ ВАРИАЦИОННОЙ ЗАДАЧИ

Ипатова В. М., Пыркова О. А.

ГОУ ВПО «Московский физико-технический институт (государственный университет)»

Различные методики обработки данных наблюдений широко применяются в науке и практике как для уточнения наименее известных параметров моделей, так и для исправления самих наблюдаемых полей, обычно неполных и зашумленных. В [Агошков 2003: 1] предложен общий подход к решению задач идентификации и вариационного усвоения данных, основанный на использовании методов оптимального управления и аппарата сопряженных уравнений в случае, когда за критерий оптимальности берется минимум целевого функционала стоимости. Можно предположить, что в определенных ситуациях будут полезны и некоторые другие критерии оптимальности, поэтому представляет интерес изучение следующей «задачи о фиксированной точке минимума». Пусть точно известно начальное состояние u_0 , а распределенное внешнее силовое воздействие f требуется определить с помощью функционала $S(u)$, характеризующего расхожде-