УДК 519.673

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПОКАЗАТЕЛЕЙ РАЗРАБОТКИ ПЛАСТА ПРИ
ПОМОЩИ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ПРЯМОГО РАСПРОСТРАНЕНИЯ

Н. А. Чувашов, В. Е. Кунцев, П. В. Кожевникова

Федеральное государственное бюджетное общеобразовательное учреждение высшего образования «Ухтинский государственный технический университет»

E-mail: nchuvashov@ugtu.net

Аннотация

Внедрение новых технико-технологических цифровых решений является актуальным направлением в современной промышленности. При помощи нейросетей стала возможна ускоренная обработка больших объемов информации, и, что немаловажно прогнозирование показателей. Основную область интереса для авторов представляет возможность использования нейросетевого моделирования для получения показателей работы добывающих скважин.

Ключевые слова: нейронная сеть, нефтегазопромысловая отрасль, математическая модель, прогнозирование показателей.

Нейронная сеть (также искусственная нейронная сеть, ИНС, или просто нейросеть) – математическая модель, а также её программное или аппаратное воплощение, построенная по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей – сетей нервных клеток живого организма. Это понятие возникло при изучении процессов, протекающих в мозге, и при попытке смоделировать эти процессы.

ИНС представляет собой систему соединённых и взаимодействующих между собой простых процессоров (искусственных нейронов). Такие процессоры обычно довольно просты (особенно в сравнении с процессорами, используемыми в персональных компьютерах). Каждый процессор подобной сети имеет дело только с сигналами, которые он периодически получает, и сигналами, которые он периодически посылает другим процессорам. И, тем не менее, будучи соединёнными в достаточно большую сеть с управляемым взаимодействием, такие по отдельности простые процессоры вместе способны выполнять довольно сложные задачи.

Многослойный персептрон *–* нейронная сеть прямого распространения сигнала (без обратных связей), в которой входной сигнал преобразуется в выходной, проходя последовательно через несколько слоев.

Работа искусственного персептрона описывается уравнением:

 $V\_{w, b}\left(x\right)=F\left(\sum\_{i }^{}\left(w\_{i}x\_{i}\right)+b\right)$ (1)

Структура сети представлена на рисунке 1. Предполагается в качестве входного сигнала в персептрон предоставлять данные по истории разработки и получать на выходе прогнозные значения. Однако применение сети может повлечь трудности, так как выходное значение будет зависеть от качества подбора весовых коэффициентов для конкретных условий, что делает модель недостаточно универсальной в условиях разных месторождений, но данную проблему возможно решить при переобучении.



Х – входные данные дебитам; w – весовые коэффициенты, b – смещения,

Vw,b(x) – выходной сигнал нейроcети

Рисунок 1 – Структура нейронной сети многослойного персептрона [1]

Многослойные персептроны обучаются методом обратного распространения ошибки, заключающийся в вычислении градиента функции ошибок.



Рисунок 2 – Схема расстановки скважин

В процессе обучения веса нейронов каждого слоя нейросети корректируются с учетом сигналов, поступивших с предыдущего слоя, и невязки каждого слоя, которая вычисляется рекурсивно в обратном направлении от последнего слоя к первому.

Для осуществления численного эксперимента с нейронной сетью были взяты данные по годовой работе участка с девятиточечной схемой расстановки скважин: на котором пробурены 9 добывающих скважин и 4 нагнетательные (рисунок 2). Нагнетательные скважины работали в периодическом режиме для того, чтобы оценить влияние работы каждой из возмущающей скважин на реагирующие добывающие, что понадобится на следующем этапе исследования для реализации вычислительного эксперимента по распределению фильтрационных сопротивлений в пласте.

Базой для проведения расчетов послужила программа Loginom от одноименной отечественной компании Loginom Company. Это low-code платформа, предназначенная для решения аналитических задач, в частности и работы с нейронными сетями без глубокого машинного обучения.

Эксперимент проводился следующим образом: на вход нейронной сети подавались массивы данных о работе добывающих и нагнетательных скважин за год. Так как архитектурой нейронной сети, на основе литературного обзора, был выбран многослойный персептрон – имеется только один выход, и он служил для одной из добывающих скважин. Всего было проведено 9 экспериментов.

Основные характеристики вычислительной модели представлены в таблице 1.

Таблица 1 – Характеристики численной модели многослойного персептрона

|  |  |
| --- | --- |
| Показатель | Значение |
| Входные данные | дебиты/расходы скважин |
| Время моделирования | 1 год |
| Дебит добывающих скважин | до 60 м3/сут |
| Расход пара в нагнетательных скважинах | до 135 м3/сут |
| Тип данных | вещественные, непрерывные |
| Разбиение на множества | обучающее – 80 %тестовое – 20 % |
| Метод валидации | k-fold кросс-валидация |
| Скрытые слои | 2 |
| Число нейронов в каждом слое | 20 |
| Степень регуляризации | 100 |
| Количество эпох | 100 |

По итогам численных экспериментов были получены прогнозные значения дебитов для всех 9 добывающих скважин, построены графики сравнения этих значений с фактическими и оценена точность прогноза по методу средней квадратичной отклонения [2].

На рисунке 3 представлен график сравнения фактических и прогнозных данных по добывающей скважине 1. Как видно, при прогнозировании у нейронной сети возникают трудности при расчете начальных значений и конечных, что видно из графика. Это может быть связано с зашумленностью и объемом исходных данных для прогнозирования, а также особенностями работы нейронной сети.

Рисунок 3 – Сравнение фактических и прогнозных данных для добывающей скважины 1

В таблице 2 представлены показатели точности прогнозирования дебитов, определенные по среднему квадратичному отклонению всех девяти добывающих скважин.

Таблица 2 – Показатели точности прогнозирования

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| № Добывающей скважины | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 |
| Точность прогноза, % | 88,5 | 80,7 | 14,2 | 89,7 | 84,3 | 43,6 | 76,3 | 15,7 | 26,6 |

Точность прогнозирования по некоторым скважинам, по результатам расчета, находится на достаточно низком уровне, что не позволяет в данном случае доверять результатам моделирования. Однако учитывая то, что программа предоставляет возможности по более гибкому обучению нейронных сетей, есть вероятность получения более точных показателей прогнозирования.

Выводы:

* по результатам проведенного исследования была изучена архитектура и математическая модель многослойного персептрона;
* проведен численный эксперимент, проанализированы результаты прогнозирования;
* требуется дальнейшее изучение вопроса прогнозирования показателей разработки пласта при помощи нейронных сетей для достижения более высокой точности прогнозирования, с целью последующей реализации численного алгоритма по определению фильтрационных сопротивлений в пласте.

Литература

1. Иваненко Б.П. Исследование точностных характеристик прогноза показателей нефтедобычи с использованием линейной нейронной сети // Известия Томского политехнического университета. 2004. Т. 307. № 2 с 160-164.
2. В.Г. Минашкин, Р.А. Шмойлова, Н.А. Садовникова, Л.Г. Моисейкина, Е.С. Рыбакова. Теория статистики: Учебно-методический комплекс. – М.: Изд. центр ЕАОИ. 2008. – 296 с.

PREDICTING OF RESERVOIR DEVELOPMENT CHARACTERISTICS WITH
 USING A FEEDFORWARD NEURAL NETWORK

N. A. Chuvashov, V. E. Kuntsev, P. V. Kozhevnikova

Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education «Ukhta State Technical University»

Annotation

The introduction of new technical and technological digital solutions is an urgent trend in modern industry. With the help of neural networks, accelerated processing of large amounts of information has become possible, and, what is quite important, forecasting indicators is important. The main area of interest for the authors is the possibility of using neural network modeling to obtain performance indicators of producing wells.

Keywords: neural network, oil and gas industry, mathematical model, forecasting of indicators.