

Использование нейросетевой модели для исследования нефтяных объектов

А.А. Минигалиев
Казанский национальный
исследовательский технический
университет им. А.Н. Туполева –
КАИ
Казань, Россия
ainurminigaliev4@gmail.com

И.М. Кычкин
Казанский национальный
исследовательский технический
университет им. А.Н. Туполева –
КАИ
Казань, Россия
vip.kychkin@gmail.com

В.В. Мокшин
Казанский национальный
исследовательский технический
университет им. А.Н. Туполева –
КАИ
Казань, Россия
vladimir.mokshin@mail.ru

Аннотация—Рассмотрен вопрос моделирования функционирования месторождения в нефтяной промышленности. В работе приведено описание процесса обучения нейросетевой модели. Приведены графические материалы по результатам обучения и тестирования нейросети. Для нахождения параметров рассматриваемой производственной системы, обеспечивающих максимальную эффективность работы, авторы реализовали сбор статистики.

Ключевые слова—*MatLAB, глубокое обучение, нейросеть, производство, добыча нефти.*

1. ВВЕДЕНИЕ

В наши дни в нефтяную промышленность все чаще интегрируются информационные технологии. Это позволяет значительно повысить эффективность добычи ископаемых и сокращать необходимые для этого ресурсы. Более того, появляются широкие возможности по сбору статистики, что в свою очередь позволяет проводить моделирование, осуществляя концепцию «бережливого производства». Данный подход подразумевает постоянное стремление к устранению всех видов потерь и предполагает вовлечение в процесс оптимизации производства каждого сотрудника и максимальную ориентацию на потребителя, что считается сегодня одной из самых эффективных моделей развития компаний [1].

Целью исследования является анализ нейросетевой модели исследования нефтяных объектов для мониторинга работы скважин на основе интеллектуальных технологий и использования глубокого обучения. Задачами является: моделирование процесса режима работы скважин; анализ перечня переменных необходимых для исследования модели; анализ обучения и тестирование нейросети.

Публикация соответствует тематике секции «Науки о данных», т. к. в работе были получены необходимые оптимизационные данные для формирований дальнейших рекомендаций по управлению работой скважинами и использования для вычисления основных статистических характеристик, регрессионного, корреляционного анализа, рассмотрения взаимосвязи производственно-технических показателей между собой.

2. ВЫБОР СОВОКУПНОСТИ РЕЗУЛЬТАТИВНЫХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ И ВЛИЯЮЩИХ НА НИХ ФАКТОРОВ

Для исследования влияния производственно-технических факторов скважины по результатам

экспертных оценок выбираются результативные показатели состояния скважины – $y_i, i = 1, k$. В качестве влияющих на них факторов выбираем производственно-технические факторы – $x_i, i = 1, m$. Обозначаем все переменные (признаки), отобранные для исследования совокупностью – $v_j^i; j = 1, m + k$. Перечень переменных приведен в таблице 1.

ТАБЛИЦА 1. ПЕРЕЧЕНЬ ПЕРЕМЕННЫХ, ОТОБРАННЫХ ДЛЯ ИССЛЕДОВАНИЯ

№	Имя	Описание
1	x_1	Дебит по жидкости в м ³ /сут. (Qж_м3_сут)
2	x_2	Дебит по жидкости в т/сут. (Qж_т_сут)
3	x_3	Дебит по нефти в т/сут. (Qн_т_сут)
4	x_4	Обводненность (Обв)
5	x_5	Обводненность вес (Обв_вес)
6	x_6	Плотность воды (Пл_воды)
7	x_7	Жидкость в м ³ /мес. (Жид_м3_мес)
8	x_8	Жидкость в т/мес. (Жид_т_мес)
9	x_9	Нефть в т/мес. (Неф_т_мес)
10	x_{10}	Вода в т/мес. (Вода_т_мес)
11	x_{11}	Время работы (Т_раб)
12	x_{12}	Время простоя (Т_пр)
13	x_{13}	Время нак. (Т_нак)
14	x_{14}	Жидкость в м ³ /год (Жид_м3_год)
15	x_{15}	Жидкость в т/год (Жид_т_год)
16	x_{16}	Нефть в т/год (Неф_т_год)
17	x_{17}	Вода т/год (Вода_т_год)
18	x_{18}	Время работы в год (Траб_год)
19	x_{19}	Эксплуатационная жидкость в м ³ (Жид_м3_экс)
20	x_{20}	Эксплуатационная жидкость в т (Жид_т_экс)
21	x_{21}	Эксплуатационная нефть в т (Неф_т_экс)
22	x_{22}	Эксплуатационная вода в т (Жид_т_экс)
23	x_{23}	Код насоса (Код_нас)
24	x_{24}	Пластовое давление (P_пл)
25	x_{25}	Забойное давление (P_заб)
26	y_1	Категория рентабельности (Кат_рент)
27	y_2	Маржинальный доход в руб./сут. (Марж_дох_руб_сут)
28	y_3	Себестоимость 1 тонны нефти (Себест_1т_н)
29	y_4	Цена 1 тонны нефти (Цена_1т_н)
30	y_5	Затраты в руб./мес. (Затраты_руб_мес)
31	y_6	Мероприятия (Мероприят)

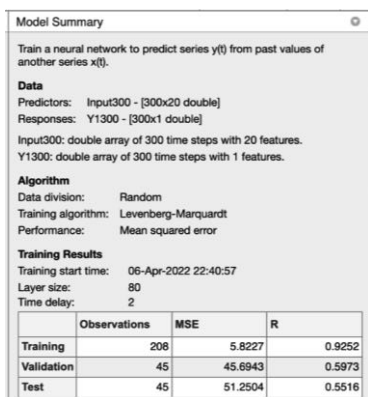
3. ОБУЧЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ МЕТОДОМ ЛЕВЕНБЕРГА-МАРКВАРДА

Алгоритм Левенберга-Марквардта предназначен для оптимизации параметров нелинейных регрессионных моделей. Предполагается, что в качестве критерия оптимизации используется среднеквадратичная ошибка модели на обучающей выборке. Алгоритм заключается в последовательном приближении заданных начальных значений параметров к искомому локальному оптимуму. Когда данные сильно различаются единицами измерения и/или диапазоном значений, перед применением того или иного метода анализа. Стандартизация данных осуществляется по формуле:

$$x_{si} = \frac{x_i - \bar{x}_i}{\sigma_i^2}$$

Далее проводим загрузку данных в MatLAB и обучаем на наших входных данных нейронную сеть методом Левенберга-Марквардта. Для нашей задачи мы спроектировали динамическую нейронную сеть, которая представляет собой двухслойную сеть прямой связи с сигмоидной передаточной функцией в скрытом слое и линейной передаточной функцией в выходном слое. Эта сеть также использует отводимые линии задержки для хранения предыдущих значений и последовательности.

Используя обученную нейронную сеть, построили график изменения ошибки обучения по Y1, Y2, Y3, а также спрогнозировали результативные показатели. На рисунке изображены результаты обучения нейронной сети для Y1 и значение коэффициента детерминации. На рисунке 2 представлен график изменения ошибки обучения Y1.



	Observations	MSE	R
Training	208	5.8227	0.9252
Validation	45	45.6943	0.5973
Test	45	51.2504	0.5516

Рис. 1. Результаты обучения нейронной сети для Y1

Для того, чтобы спрогнозировать результативные показатели, необходимо сначала обучить нейронную сеть, используя обучающую выборку, которая предназначена для построения классификаторов, а потом использовать тестовую выборку, предназначенную для оценки качества работы сети, на уже обученной ранее нейронной сети. На рисунке 3 проиллюстрирована разница между целевыми данными и полученной аппроксимирующей кривой.

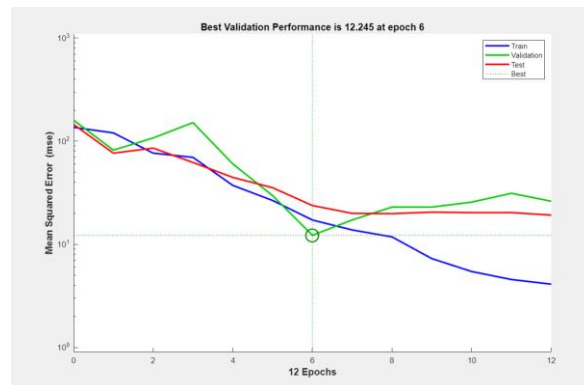


Рис. 2. Изменение ошибки обучения (Y1)

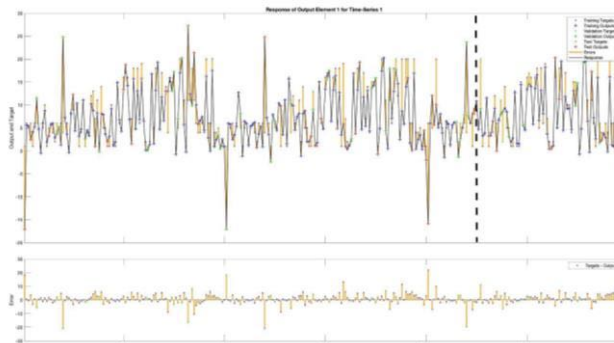


Рис. 3. График функций обученной нейронной сети для Y1

3. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Таким образом, результатом данной работы является обученная нейронная сеть и ее анализ для исследования нефтяных объектов. В ходе экспериментов по моделированию на основе статистики была осуществлена настройка модели, были получены оптимизационные данные, необходимые для обучения нейронной сети. Были построены графики по оценке ошибки обучения и спрогнозированы результативные показатели. Тем самым, можно сказать, что полученные данные можно использовать для дальнейшей работы, анализа и внедрения.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Чернова, В.А. Концепция бережливого производства: неуклонное сокращение потерь / В.А. Чернова, И.Т. Агеев // Молодой ученый. – 2016. – № 26(130). – С. 407-410.
- [2] Мокшин, В.В. Анализ динамической модели «Оптимизация дорожного движения на участке дороги» в среде STATISTICA и Anylogic / В.В. Мокшин, А.П. Кирпичников, Р.Р. Шириязданов, Ш.А. Шайхутдинов // Вестник технологического университета. – 2019. – Т. 22, № 5.
- [3] Дискретно-событийное моделирование. Anylogic. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.anylogic.ru/use-of-simulation/discrete-event-simulation/> (23.01.22)
- [4] Мокшин, В.В. Имитационное моделирование процесса сортировки и выдачи багажа в аэропорту / В.В. Мокшин, А.П. Кирпичников, О.К. Марусина, Д.М. Зиятдинов, В.А. Евлампьев, Р.Р. Шириязданов. // Вестник технологического университета. – 2019. – Т. 22, № 6.
- [5] Федотова, В.С. Технологии имитационного моделирования в системе AnyLogic / В.С. Федотова // Царскосельские чтения. – 2013. – № XVII [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/tehnologii-imitatsionnogo-modelirovaniya-v-sisteme-anylogic> (04.02.2022).