



УДК 004.032.26

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ПОЛОМОК РЕЗЦОВ БУРОВЫХ ДОЛОТ

***А.Я. Третьяк 13050465@mail.ru, А.В. Кузнецова, alvitkuz@yandex.ru,
К.А. Борисов 13020165@mail.ru***

Южно-Российский государственный политехнический университет (НПИ)
имени М.И. Платова, г. Новочеркасск

В работе рассматриваются две нейросетевые модели для определения процента поломок буровых долот, армированных алмазно-твердосплавными пластинами (АТП). Модель_1 построена на основе нейронной сети прямого распространения сигнала. Модель_2 представляет комбинацию двух нейронных сетей той же архитектуры. В первом случае в качестве входных параметров выступают нагрузка на долото, частота его вращения и экспертная оценка механической скорости проходки; на выходе сети определяется процент поломок. Во втором случае первая нейронная сеть вычисляет скорость проходки на основе нагрузки и частоты вращения долота, а вторая сеть использует вычисленную скорость в качестве третьего фактора в совокупности с нагрузкой и частотой вращения для прогнозирования процента поломок долот. Показаны преимущества ансамбля нейронных сетей. Намечены пути развития нейросетевой модели. Предложенное решение может найти применение при разработке технологического регламента обработки долот, армированных резцами АТП.

APPLICATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS FOR DETERMINATION OF CUTS OF BORING BITS

A. I. Tretyak, A. V. Kuznetsova, K. A. Borisov 13020165@mail.ru

South-Russian State Polytechnic University (NPI) behalf of MI Platova,
Novocherkassk

The paper considers two neural network models for determining the percentage of breaks in drill bits reinforced with diamond-hard-alloy plates (ATP). Model_1 is built on the basis of a direct signal propagation neural network. Model_2 represents a combination of two neural networks of the same architecture. In the first case, the input parameters are the load on the bit, the frequency of its rotation and expert evaluation of the mechanical penetration rate; At the output of the network is determined by the percentage of breakdowns. In the second case, the first neural network calculates the penetration rate based on the load and bit rotation frequency, and the second network uses the calculated speed as the third factor in conjunction with the load and rotation frequency to predict the percentage of bit breakdowns. The advantages of the neural networks ensemble are shown. The development paths of the neural network model are outlined. The proposed solution can be used in the development of process regulations for working bits, reinforced with ATP incisors.

В последнее время все большее распространение при бурении скважин любого назначения получает породоразрушающий инструмент, армированный алмазно-твердосплавными пластинами (АТП) или Polycrystalline diamond compact (PDC). Особенно актуально его применение в твердых горных породах VI-VIII категорий по буримости. Для буровых компаний очень важно добиться оптимальной технологии обработки долот, поскольку минимизация числа их поломок способствует увеличению механической скорости бурения и, соответственно, проходки на долото[1-2].



К наиболее распространенным поломкам относятся сколы и сломы алмазных резцов PDC [3-4]. Полный выход долота из строя – редкость, а процент частичной поломки резцов PDC эксперты определяют следующим образом:

$$Prpol = (n_{пол}/n_{общ}) * 100\%, \quad (1)$$

где $n_{пол}$ – число резцов PDC, вышедших из строя за фиксированный момент времени; $n_{общ}$ – общее число элементов долота.

Построение нейросетевой модели для минимизации процента поломок начинается с определения входных параметров. Основной причиной поломок и, соответственно, частичного выхода из строя долота являются неудачно выбранные значения основных параметров бурения – нагрузки на долото P , kH и частоты вращения долота N , об/мин при оптимально заданных значениях жесткости низа буровой колонны и количества прокачиваемой жидкости. Выбор оптимальных значений P и N обеспечивает максимальную механическую скорость бурения V , м/час. Скорость, в свою очередь, является определяющим фактором для прогнозирования поломок резцов PDC.

Для каждой категории горной породы оптимальные значения нагрузки и частоты оборотов имеют различные диапазоны. Данные о параметрах бурения P и N , процентном выходе из строя элементов PDC были взяты из производственных данных при бурении на горных породах VII-VIII категории. Для имеющихся входных параметров произведена экспертная оценка скорости бурения. На начальном этапе нейросетевого моделирования объём прокачиваемой жидкости и параметры компоновки низа бурильной колонны (КНБК) определяются как неизменные и на вход нейросети не подаются. Т.е. нейронная сеть будет производить расчёт процента поломок пока только для одной категории горной породы.

Анализ имеющихся экспериментальных данных для долот, армированных PDC, диаметром $\varnothing 215,9$ мм, с 8 лопастями, вооруженными 56 пластинами PDC, показал низкую линейную корреляционную зависимость между P и N ($R_{P,N} \rightarrow 0$) что является условием включения этих параметров в создаваемую модель в качестве факторных или входных. Низкая связь между N и V , N и $Prpol$ ($R_{N,V}=0,05$; $R_{N,Prpol}=0,04$) свидетельствует о том, что прямой линейной зависимости между этими парами параметров нет, но, по мнению экспертов, влияние частоты оборотов на рассматриваемые выходные параметры бурения является существенно нелинейной.

Для определения процента поломки были исследованы две нейросетевые модели (рисунок 1):

1. двухслойная нейронная прямого распространения сигнала (feedforward) с тремя входами (P, N, V) и выходом $Prpol$ (2);
2. комплекс последовательно соединенных нейронных сетей feedforward; первая сеть с двумя входами (P, N) вычисляет механическую скорость проходки V^* , вторая сеть с тремя входами (P, N, V^*) прогнозирует величину процента поломок (3):

$$\{P, N, V\} \rightarrow \{NN: 10 \times 5\} \rightarrow \{Prpol\} \quad (2)$$

$$\{P, N\} \rightarrow \{NN: 10 \times 5\} \rightarrow \{V^*\}; \{P, N, V^*\} \rightarrow \{NN: 10 \times 5\} \rightarrow \{Prpol\} \quad (3)$$



Функция обучения нейронов скрытых слоёв в обеих моделях – гиперболический тангенс (tansig), выходного слоя – линейная (purelin). Алгоритм обучения – Левенберга-Марквардта. Остальные параметры обучения сетей имеют значения «по умолчанию» (MatLab).

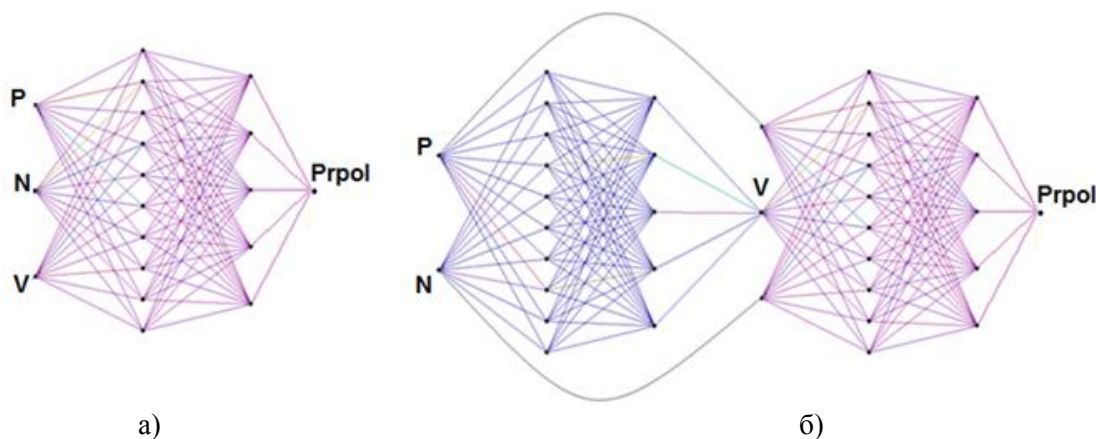


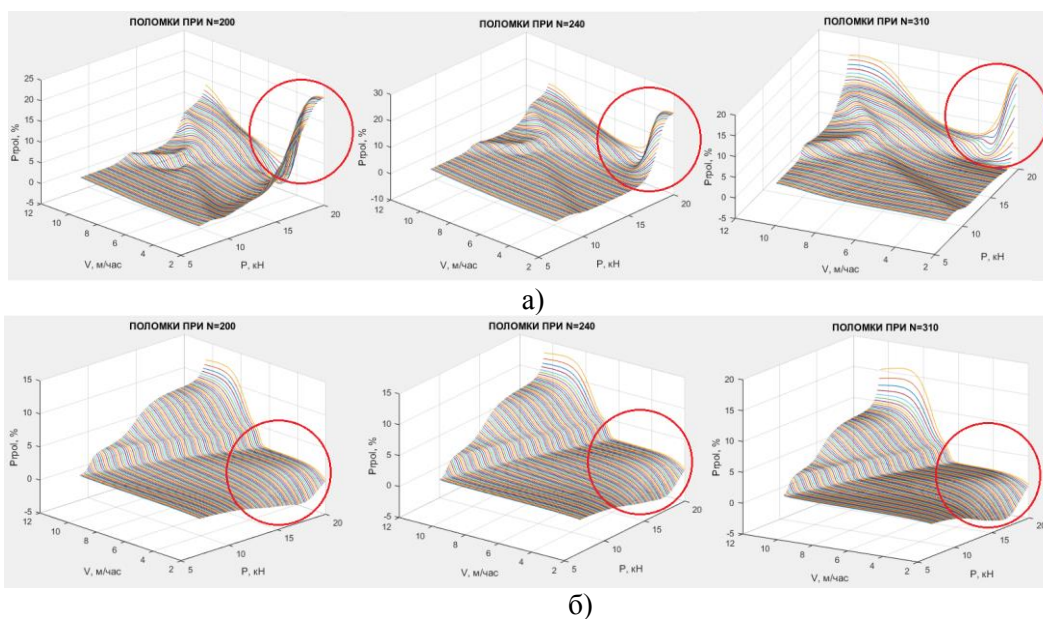
Рис. 1 – Нейросетевые модели для определения процента поломок:
а) модель_1; б) модель_2

Из общего количества векторов обучающей выборки, включающей 288 элементов, было выделено тестовое множество в размере 20%. Способ выбора элементов в процессе обучения – случайный. Поскольку диапазоны параметров модели различаются на порядок и более, их значения были линейно масштабированы по диапазону изменения в интервал 0..1 [5].

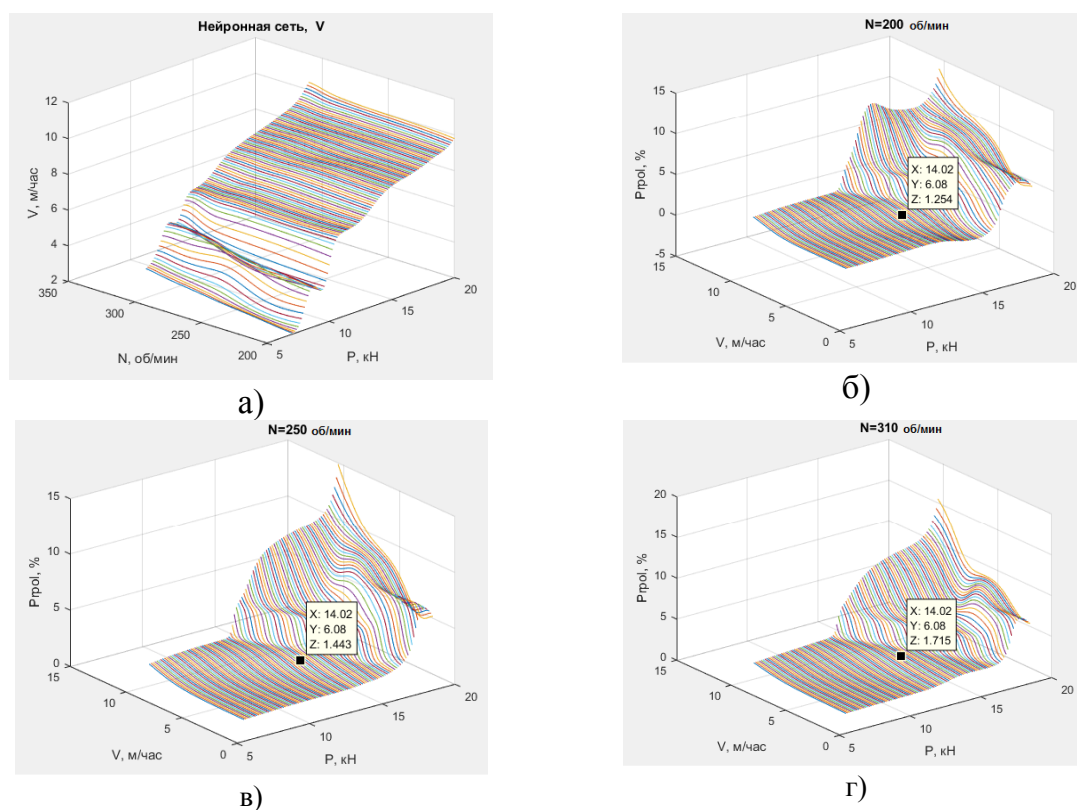
При поиске наилучшей архитектуры нейросетей в качестве ошибок рассматривались: алгебраическая сумма остатков (стремящаяся к нулю), ошибки моделирования на обучающей и тестовой выборках (не выше 4.5%), выбросы на обучающей и тестовой выборках (не выше 12%) [6].

Не смотря на низкое значение ошибок моделирования первой модели, реакция на все возможные сочетания входных параметров вызвала большие сомнения экспертов в части завышения процента поломок при низких скоростях и высоких давлениях (рисунок 2, а). Приведены поверхности отклика при низких (200), средних (240) и высоких (310) значениях частоты вращения долота. Уменьшение числа нейронов в скрытых слоях этой модели (6×3), наоборот, привело к неоправданному занижению значения Prpol в этих же областях значений P и N (рисунок 2, б).

Поверхности реакций ансамбля нейронных сетей модели_2 представлены на рисунке 3, а-г. Результаты эксперимента показывают, что обе сети формируют более правдоподобные поверхности для V и Prpol в области всех значений входных параметров. Средние ошибки и выбросы при вычислении V и Prpol не превышают 2.5% и 10.0% соответственно.



**Рис. 2 – Реакция модели_1 при различных значениях N (200, 240, 310 об/мин):
а) 10×5; б) 6×3 нейрона в скрытых слоях**



**Рис. 3 – Реакция нейронных сетей модели_2:
а) скорость бурения V, м/час; б) процент поломок при N=200 об/мин;
в) процент поломок при N=250 об/мин; г) процент поломок при N=310 об/мин**



Многочисленные эксперименты при поиске наилучших сетей, разнообразные случайные способы формирования тестовых множеств и начальных значений весовых коэффициентов, контроль за характером распределения ошибок позволяют сделать вывод о том, что ансамбль нейронных сетей модели_2 наилучшим образом определяет процент поломок на всей области определения входных параметров. Оптимальная архитектура для обеих сетей подразумевает 10×5 нейронов в скрытых слоях.

Использование предложенной модели на основе нейронной сети для целей минимизации поломок резцов PDC является актуальным и позволяет повысить механическую скорость бурения скважин на нефть и газ, а также и проходку на долото, при этом добиться уменьшения поломок.

Поскольку исследования по определению процента поломок проводились при неизменных значениях параметров промывочной жидкости и КНБК, совершенствование комплексной нейросетевой модели может идти в направлении учёта этих параметров.

Список цитируемой литературы

1. Третьяк А.А., Литкевич Ю.Ф., Асеева А.Е. Разработка методики расчёта наработки породоразрушающего инструмента с алмазно-твердосплавным вооружением // Строительство нефтяных и газовых скважин на суше и на море. – 2010. №12. С.2-5.
2. Третьяк А.Я., Попов В.В., Гроссу А.Н., Борисов К.А. Инновационные подходы к конструированию высокоэффективного породоразрушающего инструмента. ГИАБ. 2017. №8. С.225-230.
3. Симонов В.В., Юнин Е.К. / Влияние колебательных процессов на работу бурильного инструмента. / М.: Недра: – 1977. – 210 с.
4. Третьяк А.А // Влияние вибраций на прочностные свойства буровых коронок, армированных алмазно-твердосплавными пластинами // Строительство нефтяных и газовых скважин на суше и на море. – 2016. ВНИИОЭНГ – 2016, №10.-С.20-24.
5. W.S.Sarle. “Neural Networks and Statistical Models”. Proceedings of the Nineteenth Annual SAS Users Group International Conference, Cary, NC, SAS Institute, April 3-4, 1994, 1538-1550.
6. Ивченко, Г.И. Математическая статистика / Г.И. Ивченко, Ю.И. Медведев. - М.: КД Либроком, 2014. – 352 с.