

# РАЗРАБОТКА ВИРТУАЛЬНОГО РАСХОДОМЕРА С ЦЕЛЬЮ ПРОГНОЗА СУТОЧНОГО ДЕБИТА НЕФТЕГАЗОВОЙ СКВАЖИНЫ

Ушаков С.Н.

НИ ТПУ, ИШИТР, А1-39, e-mail: wowman9721@gmail.com

## Введение

В настоящее время актуальной проблемой является разработка виртуального расходомера, который позволял бы оценивать дебит скважины по набору различных параметров [1]. Данное исследование обусловлено необходимостью поддержки принятия решений специалистами добывающих предприятий нефтегазовой отрасли. Точность прогноза значения дебита позволяет определить технологических режимов и технологического оборудования, которая поможет достичь необходимого объема выпуска продукции. Существующая методика не всегда может гарантировать требуемый уровень точности при прогнозе значений дебитов нефтегазовых скважин. В данной работе рассматривается проблема прогноза дебита нефти, которая сводится к задаче регрессионного анализа временных рядов. В качестве исходных данных имеются данные замеров автоматической групповой замерной установки (АГЗУ), которые снимаются раз в сутки, а также данные замеров станции управления (СУ), которые фиксируются каждые 7-12 секунд.

## Описание процесса работы с данными

На этапе подготовки данных было решено использовать для анализа такие параметры, как:

- коэффициент мощности;
- коэффициент загрузки;
- выходную частоту;
- давление на приеме насоса;
- затрубное давление;
- рабочая частота.

Предсказание дебита происходит на основе замеров, выбранных данных в течение суток с интервалом в 10 минут (каждый из 145 замеров выбирается как ближайший в диапазоне  $\pm 1,5$  минуты). В процессе подготовки данных из 175 замеров 20 были отбракованы. Обучение происходило на 155 замерах, 115 из которых были определены в обучающую выборку, а остальные 40 – в тестовую.

Для предсказания дебита нефти обучены 2 модели: LSTM-модель, а также алгоритм Random Forest. Для оценки точностей прогноза данного типа задачи была использована среднеквадратичная ошибка (RMSE) (метрика качества). При постоянной работе скважины значения параметров примерно одинаковы, поэтому было решено применить метод снижения размерности, а именно PCA (Principal Component Analysis), в результате чего было сохранено 97% исходной дисперсии.

На рисунке 1 представлены графики прогноза дебита LSTM-моделью и алгоритмом Random Forest.

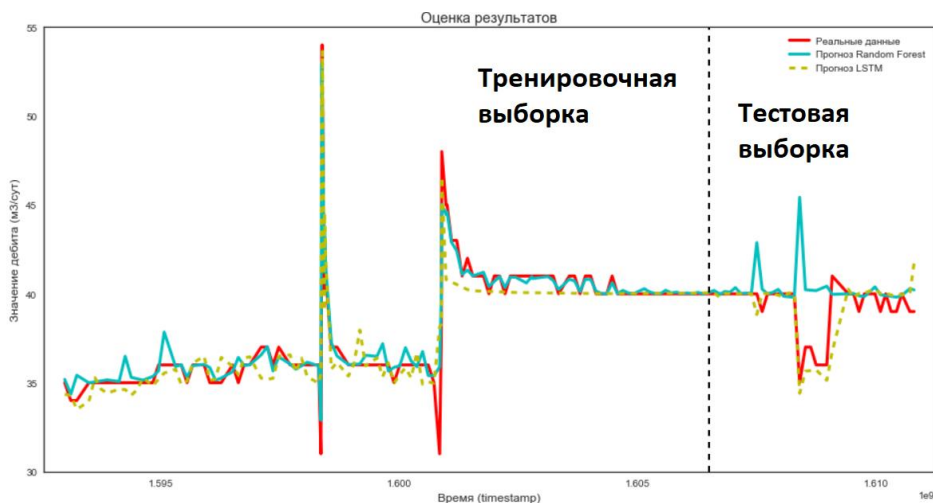


Рис. 1. График прогноза моделей

Значения RMSE-ошибок прогноза на тестовых и обучающих выборках приведено в таблице 1.

Таблица 1

*Значения WAPE-ошибок прогноза на тестовых и обучающих выборках*

Вид модели	Выборка	Значение RMSE
LSTM-модель	Обучающая	1.38
	Тестовая	1.11
Алгоритм Random Forest	Обучающая	2.43
	Тестовая	0.96

### **Заключение**

В результате работы были обучены 2 модели машинного обучения и оценена их точность. Согласно показателям RMSE для данной задачи, лучший прогноз дебита достигнут с помощью LSTM-модели. Разработана методика подготовки данных по дебиту скважины для обучения регрессионных моделей. Погрешность выбранных моделей объясняется тем, что в данных отсутствуют сведения по проводимым на скважине мероприятиям, способным повлиять на дебит, а также недостаточное количество самих данных.

### **Список использованных источников**

1. Евсюткин, Иван Викторович. Глубокие искусственные нейронные сети для прогноза значений дебитов добывающих скважин / И. В. Евсюткин, Н. Г. Марков // Известия Томского политехнического университета [Известия ТПУ]. Инжиниринг георесурсов / Национальный исследовательский Томский политехнический университет (ТПУ) . — 2020 . — Т. 331, № 11 . — С. 88-95.