

УДК 681.5:622.276

А.А. Серебрянников

Томский научно-исследовательский и проектный институт нефти и газа, г. Томск

РАЗРАБОТКА ПРЕДИКТИВНОЙ МОДЕЛИ ДЛЯ СНИЖЕНИЯ АВАРИЙНОСТИ УСТАНОВОК ЭЛЕКТРОЦЕНТРОБЕЖНЫХ НАСОСОВ

В данной статье рассматривается возможность применения методов машинного обучения при эксплуатации установок электроцентробежных насосов в добывающих скважинах на нефтегазопромыслах с целью прогнозирования аварий насосного оборудования. Использование методов машинного обучения при эксплуатации электроцентробежных насосов позволит увеличить межремонтный период работы добывающих скважин и наработку на отказ скважинного оборудования, также появится возможность предугадывать возможные аварии эксплуатируемых насосов.

Ключевые слова: автоматизация; машинное обучение; скважина; УЭЦН.

A.A Serebryannikov

JSC Tomsk Oil and Gas Design and Research Institute, Tomsk

DEVELOPMENT OF PREDICTIVE MODEL TO REDUCE THE EMERGENCY OF THE ELECTRIC CENTRIFUGAL PUMP UNIT

This article showed the possibility of using machine learning methods in the operation of electric centrifugal pump installations in well production at oil and gas fields in order to predict emergency of pumping equipment. The use of machine learning methods in the operation of electric centrifugal pumps will increase the turnaround time of production wells and the mean time between failures of downhole equipment, and it will also be possible to predict possible accidents in the operated pumps.

Keywords: automation; testing.

Установки погружных электроцентробежных насосов (УЭЦН) на сегодняшний день являются наиболее распространенным способом добычи пластовой жидкости на поверхность при разработке нефтегазовых месторождений, так как позволяет нефтяникам добывать углеводородное сырье даже при наличии большого числа осложняющих факторов, присущих для большинства месторождений нефти и газа в России [1].

За продолжительную историю работы УЭЦН на месторождениях нефти и газа в России промысловики и сопровождающие их исследовательские центры достигли значительных результатов в мониторинге технологических процессов добычи нефти, но несмотря на это достаточно высоким остается процент аварийности скважинного оборудования, в том числе и насосов УЭЦН. Проблема предотвращения аварийности насосного оборудования связана не только с высокими затратами на их последующий ремонт, но и с потерями больших объемов добычи углеводородного сырья в период проведения ремонтных операций на

добывающих скважинах. В работе [2] приводятся статистические показатели, согласно которым денежные потери в результате непредвиденной аварии УЭЦН могут превышать затраты на плановый текущий ремонт более чем в 5 раз.

При анализе работы фонда добывающих скважин, оборудованных электроцентробежными насосами, важное значение имеют такие показатели УЭЦН, как наработка на отказ ЭЦН и межремонтный период работы ЭЦН. Расчет наработки на отказ производится отношением суммы отработанного числа суток всеми установками ЭЦН к общему числу отказов данных установок за указанный период времени [3]. Межремонтный период работы является характеристикой УЭЦН, определяющей как среднее время работы насосной установки между двумя очередными ремонтами, при которых происходят спускоподъемные работы [4].

В данной работе предложено рассмотреть возможность повышения межремонтного периода работы и наработки на отказ погружного оборудования с помощью создания предсказательной модели для прогнозирования аварийности насосного оборудования на основе методов машинного обучения. В нефтегазодобыче стремительно развивается интеграция технологий больших данных и машинного обучения в процессы добычи углеводородов от стадий геологоразведки до непосредственно управления технологическим процессом подъема и транспортировки нефтегазового сырья. Алгоритмы Machine Learning, используемые при эксплуатации нефтегазового оборудования, позволяют настроить автоматизированный сбор и анализ промысловых данных, что открывает большие возможности для оптимизации диагностических проверок оборудования, повышает эффективность их использования и снижает потери добычи нефти и газа за счет заблаговременного выявления технических неисправностей [5].

Известно много различных алгоритмов машинного обучения, но в своей работе мы остановились на алгоритме «случайного леса». Модель «случайного леса» (с англ. «random forest») подразумевает наличие огромного множества деревьев решений [6]. Под деревом решений понимается базовая единица рассматриваемого алгоритма, которую можно представить простым языком в виде серии вопросов об исходных данных, ответом на которые могут быть лишь «Да» или «Нет». В конечном итоге, при правильной задаче исходных данных должно получиться определенное решение задачи в виде предсказания определенной величины или класса. «Случайным» модель деревьев решений делает наличие двух ключевых концепций, одна из которых заключается в наличии случайной выборки образцов из набора исходных данных во время построения деревьев, вторая – в выборе случайных наборов параметров при разделении узлов.

Для модели «случайного леса» были составлены несколько групп признаков объекта исследования, т.е. установок ЭЦН, в каждом из которых были выделены дополнительные признаки, характеризующие каждую группу признаков. Например, возьмем первую группу признаков – технологические признаки УЭЦН – к ним отнесены эксплуатационные характеристики УЭЦН, такие как тип

модификации ЭЦН, коррозионная стойкость, износостойкость, модульность исполнения, группа насоса, подача, напор, габариты и т.д. Вторая группа признаков – особенности рабочей среды – к ним отнесены рабочая температура, давление, обводненность продукции, газовый фактор и т.д. Третья группа признаков – причины отказов насосного оборудования. Обучая деревья принятия решений на каждой отдельной выборке данных, получается сделать усредненный прогноз, основанный на решениях каждого отдельного дерева. Размер каждой выборки принят как квадратный корень из общего количества параметров выборки.

На данный момент ведется сбор и обработка конечных выборок, которые в итоговом варианте будут использоваться алгоритмом для прогнозирования возможных аварий насосного оборудования. Ранжирование добывающих скважин по степени важности на основе усредненного прогноза деревьев решений позволит планировать текущий ремонт на скважинах, не допуская потерь добычи углеводородного сырья. На примере добывающей организации «Х» Томской области выполнена технико-экономическая оценка от внедрения алгоритма «случайного леса» в процесс мониторинга работы насосного оборудования, согласно которой при увеличении межремонтного периода хотя бы на 10 % по сравнению с текущим значением (~ 616 суток) при стоимости 1 тонны нефти в размере 26,2 тыс. руб. удастся избежать потерь порядка 32,3 млн. руб. с одной добывающей скважины при условии работы ее с дебитом $Q_n = 20$ т/сут (таблица 1).
Таблица 1 – Технико-экономическая оценка внедрения предиктивной модели в процесс управления технологическим процессом добычи нефти

| Увеличение межремонтного периода с помощью предиктивной модели, % | 10 | 15 | 20 | 25 | 30 |
|--|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| Кол-во скважин с авариями погружного оборудования, ед. | 50 | 50 | 50 | 50 | 50 |
| Средний дебит нефти действ. скважин, т/сут | 20 | 20 | 20 | 20 | 20 |
| Текущий межремонтный период на 1 скв, сут | 616 | 616 | 616 | 616 | 616 |
| Доп. добыча нефти на 1 скв, тонн | 1232 | 1848 | 2464 | 3080 | 3696 |
| Суммарная доп. добыча нефти, тыс.т | 61,6 | 92,4 | 123,2 | 154,0 | 184,8 |
| Стоимость 1 тонны нефти, руб/т | 26232,7 | 26232,7 | 26232,7 | 26232,7 | 26232,7 |
| Прибыль, млн. руб. | 1615,9 | 2423,9 | 3231,9 | 4039,8 | 4847,8 |

Список литературы

1. Гареев А. Проблемы эксплуатации ЭЦН при добыче нефти. – Изд-во: LAP Lambert Academic Publishing, 2014. – 164 с.
2. Насыров А. М., Кузьмин Г.Г. Латыпов Р.Г., Барданова О.Н. Аварийность скважинного оборудования и методы ее снижения // Экспозиция. Нефть. Газ. - № 72, 2020. – С. 44-48.
3. Мирсаетов О. М., Повышев К. И. Нарботка на отказ системы пласт-скважина-насос // Вестник Удмуртского университета. – Изд-во: Удмуртский гос. унив., г. Ижевск. – № 11, 2005. – С. 233-248.
4. Габибов И. А., Дышин О. А., Абасова С. М. Оценка межремонтного периода погружных электронасосов на основе характеристик надежности // Оборудование и технологии для нефтегазового комплекса. – Изд-во: инст. им. И.М. Губкина, г. Москва. - № 5, 2014. – С. 51-59.
5. Белозеров Б. В. Эра умной разведки // Нефть и капитал. – 2018. – С. 1-16.
6. Koehrsen W. An Implementation and Explanation of the Random Forest in Python // Towards data science. – 2018. – С. 2-20.

Сведения об авторах

Александр Александрович Серебрянников – младший научный сотрудник отдела проектирования разработки нефтегазовых месторождений, АО «ТомскНИПИнефть», г. Томск, email: serebriannikov.alexandr@yandex.ru

About the authors

Alexander Alexandrovich Serebryannikov – junior researcher, oil and gas field development design department, JSC Tomsk Oil and Gas Design and Research Institute, Tomsk, email: serebriannikov.alexandr@yandex.ru