

ДИАГНОСТИРОВАНИЕ УСТАНОВОК ЭЛЕКТРОЦЕНТРОБЕЖНЫХ НАСОСОВ В ПРОЦЕССЕ ИХ ЭКСПЛУАТАЦИИ С ПРИМЕНЕНИЕМ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

УДК
004.891:
622.276.
054.23

OPERATING ELECTRICAL SUBMERSIBLE PUMPS DIAGNOSIS BASED ON NEURAL NETWORK TECHNOLOGY

**В.У. Ямалиев, К.Ф. Тагирова,
Т.Р. Салахов, С.С. Шубин,
И.В. Дунаев**
ФГБОУ ВПО Уфимский
государственный нефтяной
технический университет,
ФГБОУ ВПО Уфимский
государственный авиационный
технический университет

**V. U. Yamaliev, K. F. Tagirova,
T. R. Salakhov, S. S. Shubin,
I. V. Dunaev**
FSBEI Ufa State Petroleum Technical
University,
FSBEI Ufa State Aviation Technical
University

Предлагается метод оценки технического состояния установок электроцентробежных насосов в режиме реального времени, реализованный в виде системы диагностирования, использующей применяемые на нефтяных промыслах аппаратные средства, а также разработанный программный комплекс. Приводятся описания алгоритмов, реализованных в данном комплексе, последовательность процесса диагностирования с помощью предлагаемой системы, а также результаты ее лабораторных испытаний.

In this paper method of real-time evaluation of technical condition of electrical submersible pumps is proposed. This method is realized as a diagnostic system based on well-site equipment and developed software. Used algorithms, way to diagnosis with the system, and laboratory testing results are given.

Ключевые слова: диагностирование, УЭЦН, нейронные сети, техническое состояние, обучение, подготовка данных.

Key words: diagnosis, ESP, Neural networks, Technical condition, training, data preparation.

Введение

Для повышения эффективности разработки месторождений требуется снижение эксплуатационных затрат на обслуживание и ремонт действующих скважин, сокращение простоев и предотвращение аварий подземного оборудования.

Нефтегазодобывающий производственный процесс осуществляется за счет функционирования комплекса нефтегазодобывающего оборудования, включающего установки электроцентробежных насосов (УЭЦН), применяющиеся для извлечения продукции на высокодебитных скважинах.

Проведенный системный анализ технологического процесса добычи нефти показал, что для обеспечения технического диагностирования необходимо создание и применение эффективных методов и алгоритмов обработки первичной информации.

Предлагаемый метод

Для решения выше названных проблем предлагается рассмотреть систему, а точнее алгоритм распознавания, в основе которого лежат методы и технологии искусственных нейронных сетей (ИНС) и нейросетевого анализа [1,2].

Неоспоримыми преимуществами данного подхода перед традиционными методами классификации (в частности, перед способом распознавания технического состояния по установкам, который реализован на станциях управления) являются их быстросчетность, обучаемость, способность к обобщению, а также то, что количество распознаваемых образов ограничивается лишь размерами сети.

Задача диагностики УЭЦН с использованием ИНС сводится к задаче классификации. В процессе решения поставленной задачи выполняются следующие этапы (рисунок 1).

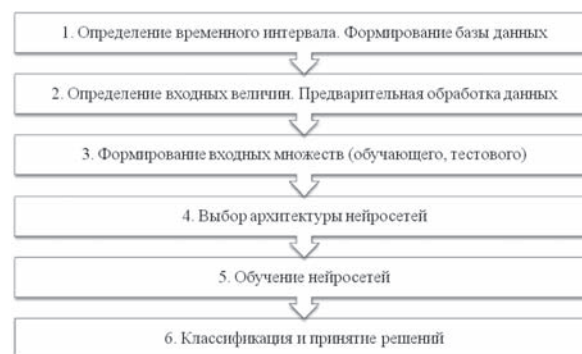


Рисунок 1. Последовательность действий при решении задачи классификации с помощью нейронных сетей

Кратко рассмотрим некоторые моменты этой технологической цепочки.

На первом этапе выбираются базовые характеристики, которые определяют режим работы и состояние УЭЦН. Формируется база данных.

На втором этапе определяется набор входных и выходных величин, производится анализ и очистка базы данных.

Третий этап включает в себя формирование образов, подаваемых непосредственно на выходы нейросетей, с последующим созданием обучающих и тестовых множеств.

На четвертом этапе определяется архитектура нейросети, которая зависит от поставленной задачи. В большинстве случаев используются сети типа многослойный перцептрон.

Пятый этап характеризуется обучением ИНС с использованием выбранных алгоритмов обучения.

Классификация (шестой этап) осуществляется по тому же принципу, что и формирование обучающей выборки.

Подготовка входных данных

Одним из наиболее важных аспектов при работе с нейронными системами является подготовка входных данных для анализа их в качестве временных рядов. Зачастую при работе используется метод «окон», с которым можно ознакомиться в специализированной литературе [3,4]. Для подготовки входной информации в ИНС необходимо, чтобы набор переменных обучающего, тестового и рабочего множеств, составляющих «образ», обладал свойством инвариантности, и находился в интервале активационных функций нейронов первого (входного) слоя. Также важное значение для входной информации представляет «окно» или «глубина погружения», зависящее от временного интервала, которое попадает в «образ». Поэтому, для того, чтобы ИНС работала с «образами» такого окна, необходимо выделить n входных нейронов. После преобразования и нормирования входных данных, каждый полученный

«образ», состоящий из n последовательных значений, нормируется так, что все значения «образа» лежат в интервале от 0 до 1 и приводятся к единому интервалу дискретизации. При этом истинные значения утрачиваются, и все входные записи укладываются в гиперкуб $[0,1]^n$, что можно увидеть на рисунке 2.

Таким образом, при любом уровне сигналов гарантируется инвариантность преобразования входной записи. Такое перекодирование имеет смысл, так как человек обычно оценивает данные временного ряда в относительном выражении.

Структурная схема и алгоритм обучения

Для повышения эффективности использования нейросетевого аппарата при классификации состояний УЭЦН предлагается использовать комплекс НС, количество которых соответствует числу рассматриваемых классов технических состояний (ТС) УЭЦН. На рисунке 3 представлена схема программного блока системы диагностирования ТС УЭЦН. Новизна заключается в использовании отдельного классификатора на каждый вид неисправности.



Рисунок 3. Схема системы нейросетевой классификации состояния УЭЦН

Работа системы начинается с подачи на ее вход технических характеристик и параметров работы ЭЦН. Сюда входит набор эксплуатационных пара-

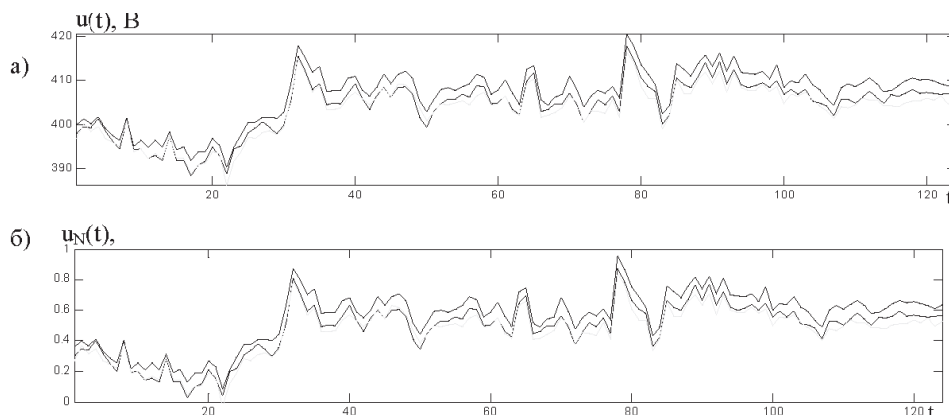


Рисунок 2. Результаты нормирования входных образов:

а) временной ряд исходных значений фазных напряжений $u(t)$; б) временной ряд нормированных значений фазных напряжений $u_n(t)$.

метров, таких как напряжение и значения токов обмотки погружного электродвигателя (ПЭД) по трем фазам, сопротивление изоляции питающего кабеля, температура обмотки ПЭД, давление масла и т.д.

Предварительная обработка заключается в нормировании значений замеров, так как данные представляют собой разнородные величины, изменяющиеся в разных диапазонах. Для совместной обработки требуется приведение к общему диапазону 0...1. Нормированные данные подаются на вход нейронной сети при ее обучении и дальнейшем использовании.

Формирование и обучение НС происходит согласно следующей последовательности. На вход сети подается определенный класс технического состояния (например, «дисбаланс токов») и соответствующие ему параметры эксплуатации УЭЦН. Происходит обучение НС данному классу. При этом для каждого класса ТС формируется отдельная НС. Комплекс нейросетей, соответствующих различным классам ТС («нормальная работа», «дисбаланс токов», «недогрузка ПЭД», «перегрузка ПЭД», «снижение сопротивления изоляции», «превышение рабочей температуры ПЭД» и т.д.) составляют единую базу НС.

Процесс классификации и распознавания технического состояния УЭЦН

Непосредственно процесс *классификации ТС* УЭЦН в процессе эксплуатации заключаются в следующем. Входные данные (показатели эксплуатации установки) поступают на систему диагностирования. Каждая обученная НС обрабатывает входящий сигнал и выдает один выход, ненулевое значение которого соответствует степени уверенности сети в присутствии соответствующей неисправности. Такой подход снижает требование к размеру обучающей выборки и, как следствие, дает существенный выигрыш во времени обучения нейронной сети. В итоге алгоритм распознавания состояний не зависит от их общего числа (рисунок 4).

Каждая НС выдает заключение о вероятности наличия того класса ТС, на который она обучена, т.е. на выходе получаем набор вероятностей присутствия каждого класса технического состояния, соответствующих входному набору показателей эксплуатации.



Рисунок 4. Алгоритм диагностирования УЭЦН

Пример распознавания неисправности «дисбаланс токов» приведен на рисунке 6. На диаграмме «а» наблюдается смещение абсолютных значений потребляемых ПЭД токов по трем фазам, что говорит об их дисбалансе. При этом нейронная сеть (диаграмма «б») реагирует на такое смещение, изменяя соответственно свои значения. Таким образом, система диагностирования идентифицирует ТС УЭЦН, визуализируя показания каждой НС.

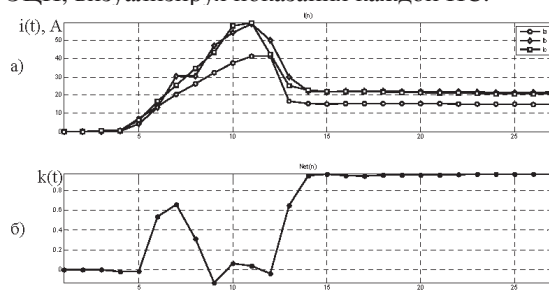


Рисунок 6. Пример работы нейросетевого классификатора.

а) $i(t)$ — дисбаланс потребляемых ПЭД токов, где i_a , i_b , i_c значения токов фаз А, В, С б) $k(t)$ — выход нейронной сети с развитием неисправности

Результат диагностирования выдается не только на выходе сети, ответственной за конкретную неисправность, но и на выходах других сетей. Это происходит из-за некоторой общности признаков неисправностей (одни и те же признаки можно отнести к разным неисправностям), из-за совместного влияния различных неисправностей на состояние УЭЦН, а также из-за не всегда обоснованного подбора установок (без учета корреляции неисправностей).

На рисунках 7-12 представлена идентификация ТС УЭЦН с использованием разработанной системы диагностирования. На выходе система представляет результат, соответствующий тестовой выборке. Т.е., например, при подаче на вход ряда сигналов, соответствующих сопротивлению изоляции, система диагностирует класс ТС «сопротивление изоляции» с уверенностью 98% (рисунок 12).

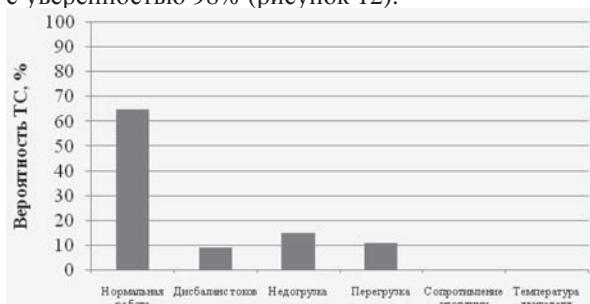


Рисунок 7. Оценка точности алгоритма классификации ТС УЭЦН (подача на вход данных, соответствующих нормальной работе)

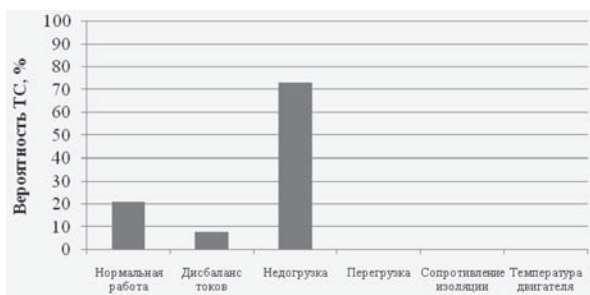


Рисунок 8. Оценка точности алгоритма классификации ТС УЭЦН (подача на вход данных по недогрузу)

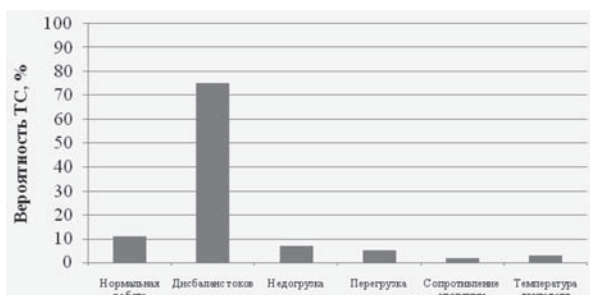


Рисунок 9. Оценка точности алгоритма классификации ТС УЭЦН (подача на вход данных по дисбалансу токов)

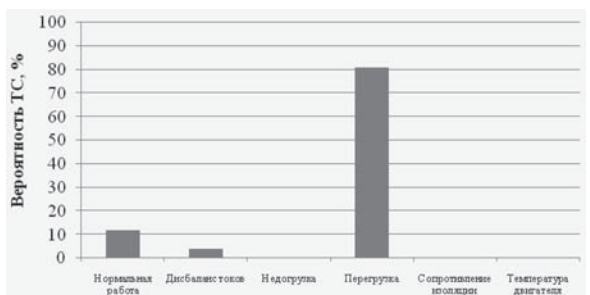


Рисунок 10. Оценка точности алгоритма классификации ТС УЭЦН (подача на вход данных по перегрузу)

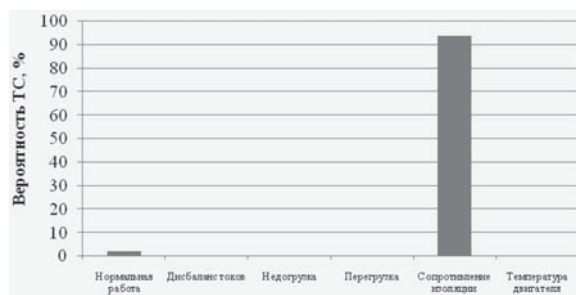


Рисунок 11. Оценка точности алгоритма классификации ТС УЭЦН (подача на вход данных по сопротивлению изоляции)

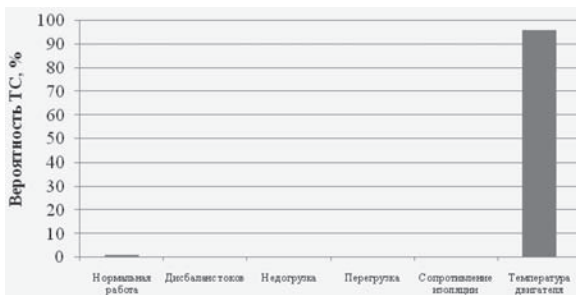


Рисунок 12. Оценка точности алгоритма классификации ТС УЭЦН (подача на вход данных по превышенной температуре двигателя)

Заключение

В работе предложено использовать несколько нейросетевых классификаторов для идентификации состояния УЭЦН таким образом, что каждый из классификаторов распознает отдельный класс ТС. Подобный подход позволяет увеличить точность идентификации состояния, а также дает возможность идентифицировать одновременно несколько имеющихся неисправностей УЭЦН. Практической ценностью полученных результатов является возможность повышения межремонтного периода работа УЭЦН, что в свою очередь влечет сокращение числа капитальных подземных ремонтов скважин.

ЛИТЕРАТУРА

1. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. М.: Финансы и статистика, 2002. 344 с.
 2. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс. М.: ООО "И.Д. Вильямс", 2006. - Вып. 2. 1104 с.
 3. Вульфин А.М., Фрид А.И. Методы адаптивной сегментации технологических временных рядов // Актуальные проблемы в науке и технике. Информационные технологии: сб. тр. V всерос. зимней шк.-семинара аспирантов и молодых ученых. Уфа: УГАТУ, 2011. - Т. 2. С. 97-101.
 4. Zhang Z.Y., Horimoto K., Liu Z. Time Series Segmentation for Gene Regulatory Process with Time-Window-Extension // Systems Biology. 2008. P. 198-203.
- В.У. Ямалиев, д.т.н., проф. кафедры «Нефтегазопромышленное оборудование», ФГБОУ ВПО УГНТУ
V. U. Yamaliev, dr. sci. tech., professor of chair «Equipment of oil and gas craft», FSBEI USPTU
e-mail: vilyzich@yandex.ru*
- К.Ф. Тагирова, д.т.н., проф. кафедры «Техническая кибернетика», ФГБОУ ВПО УГАТУ
K.F. Tagirova, dr. sci. tech., professor of chair «Technical cybernetics», FSBEI USATU
e-mail: tagirovakf@yandex.ru*
- Т.Р. Салахов, канд. техн. наук, доц. кафедры «Нефтегазопромышленное оборудование», ФГБОУ ВПО УГНТУ
T. R. Salakhov, cand. tech. sci., associate professor of chair «Equipment of oil and gas craft», FSBEI USPTU
e-mail: t.salakhov@mail.ru*
- С.С. Шубин, аспирант кафедры «Нефтегазопромышленное оборудование», ФГБОУ ВПО УГНТУ
S.S. Shubin, postgraduate student of chair «Equipment of oil and gas craft», FSBEI USPTU
e-mail: safullinsr@mail.ru*
- И.В. Дунаев, ассистент кафедры «Техническая кибернетика», ФГБОУ ВПО УГАТУ
I.V. Dunaev, assistant of chair «Technical cybernetics», FSBEI USATU
e-mail: druidiv@mail.ru*