

ОЦЕНКА ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ УСТАНОВОК ЭЛЕКТРОЦЕНТРОБЕЖНЫХ НАСОСОВ В ПРОЦЕССЕ ЭКСПЛУАТАЦИИ МЕТОДОМ НЕЙРОСЕТЕВОЙ КЛАССИФИКАЦИИ

УДК 622.276.054.23

TECHNICAL STATE EVALUATION FOR ELECTRIC SUBMERSIBLE PUMP IN OPERATION THROUGH CONNECTIONIST CLASSIFICATION

Ямалиев В.У., Шубин С.С.,
Салахов Т.Р.

ФГБОУ ВПО «Уфимский
государственный нефтяной
технический университет»,
г. Уфа, Российская Федерация

V.U. Yamaliyev, S.S. Shubin,
T.R. Salakhov

FSBEI of HPE Ufa State Petroleum
Technological University,
Ufa, the Russian Federation

В связи с широким распространением установок электроцентробежных насосов, большое внимание уделяется решению задачи по обеспечению эффективно-го контроля над действующим фондом скважин оборудованных ими, а именно оценки технического состояния глубинно-насосного оборудования в процессе его эксплуатации.

Это связано с её сложным конструктивным исполнением и возможностью возникновения отказов, однако во многих случаях эскалацию до состояния отказа, возможно, предотвратить либо свести потенциальный вред к минимуму. На данный момент качество и оперативность принимаемого решения о техническом состоянии установки электроцентробежного насоса в значительной степени зависит от квалификации специалистов, занятых в производственном процессе обеспечения нефтедобычи. Изменения электротехнических параметров, сопровождающих работу установки, носят стохастический характер. В условиях «информационного вала» технологических данных о режимах эксплуатации установок электроцентробежных насосов повышается вероятность ошибки определения его технического состояния и, следовательно, принятия некорректного решения о необходимости оказания воздействия на режим работы.

В статье предлагается методика диагностирования состояния установок электроцентробежных насосов, основанная на использовании устройства, включающего анализ стохастических колебаний технологических параметров процесса эксплуатации, представленных в виде временных реализаций, аппроксимированных с их вероятностно-статистической оценкой, и классификацией с применением математического аппарата искусственной нейронной сети. Указанные подходы реализованы в едином устройстве, что позволяет с высокой вероятностью соответствия расчетных результатов фактическим оценивать техническое состояние установки в процессе её эксплуатации. Таким образом, решается задача повышения точности оценки технического состояния установки электроцентробежного насоса в процессе её эксплуатации.

Nowadays electric submersible pumps (ESPs) are widely distributed and that's why attention is paid to work out solutions on effective control of the active well stock via technical condition evaluation of down hole equipment while operation.

There is a possibility of equipment's failure because of its complex design. But there are ways to reduce it. Quality and efficiency of decision on technical condition of equipment is largely depends on employees background who works in the operation segment.

Fluctuation of electrical parameters of ESP during its operation is in the stochastic nature. And there is huge amount of technological data indicating the operating mode of ESP and what affects on error probability of incorrect technical condition evaluation of the equipment and a wrong decision on the operating mode.

This paper proposes a method of diagnosing the condition of ESP, based on the using of a device with software for analysis of stochastic technological parameters in timescale form, which approximated with statistical evaluation with the neural network algorithm classification.

That ways are implemented in a device which allows evaluation technical condition of pump during its operation with high veracity. In this way the problem of high accuracy of technical condition evaluation of ESP solves.

Ключевые слова: насос, центробежный, диагностика, нейрон, анализ, состояние, статистика, классификация.

Key words: pump, centrifugal, diagnostics, processing element, analysis, state, statistics, classification.

В рамках повышения эффективности методов, применяемых при разработке месторождений, требуется решение задачи по снижению эксплуатационных и энергетических затрат на обслуживание и ремонт скважин, сокращение простоев и предотвра-

щение аварий подземного оборудования, обеспечение управляемости основных технологических установок, обеспечение роста экономической эффективности всех процессов и оборудования.

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

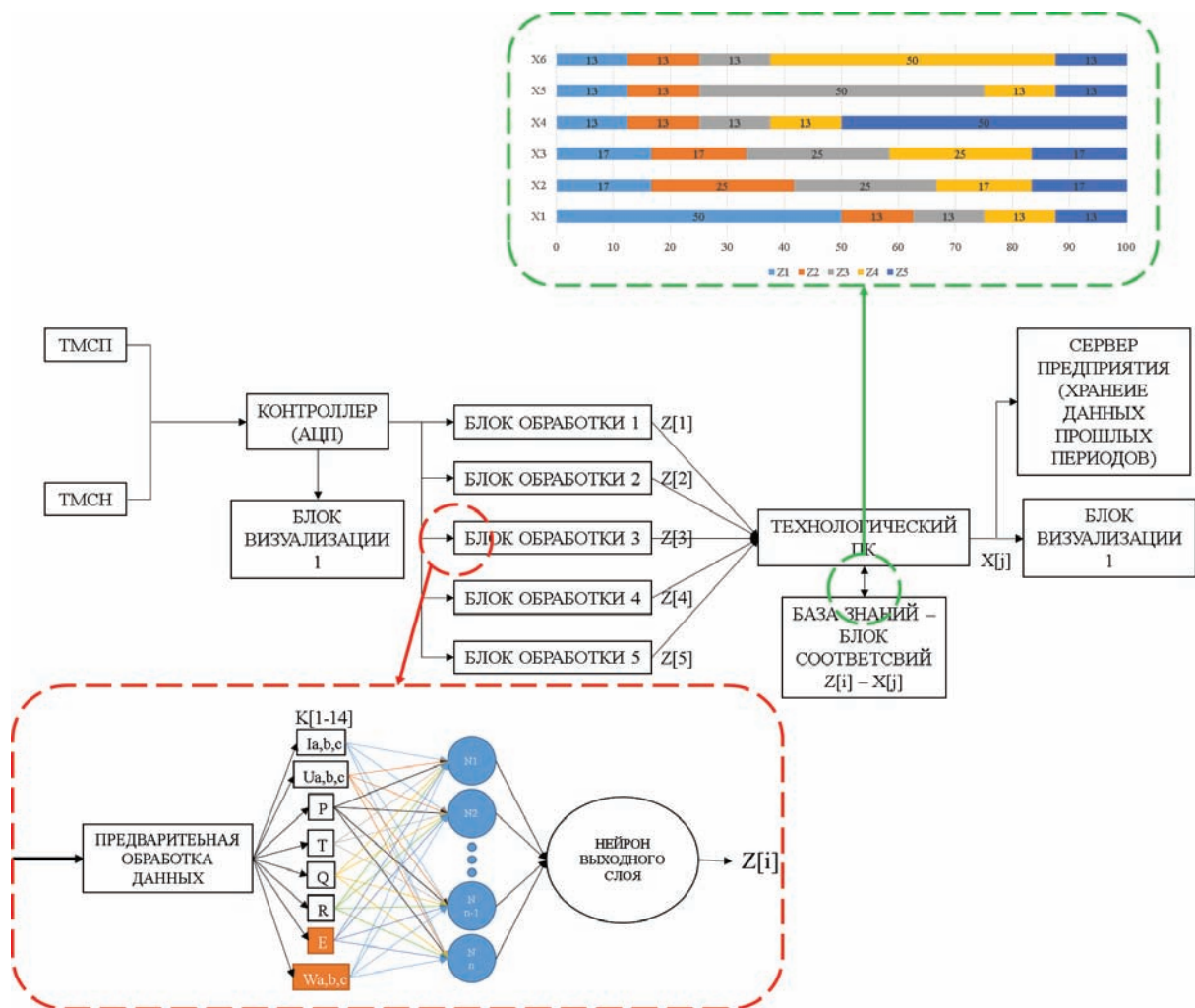


Рисунок 4. Структурная схема реализации аппаратной и программной части устройства оценки технического состояния УЭЦН

активной мощности $K[11] - E$; аппроксимированные временные развёртки значений тока по трём фазам с применением вейвлет аппроксимации $K[12-14] - W_{A,B,C}$.

Результаты, полученные в блоках обработки ($Z[1-5]$), передаются на технологический компьютер, с процессором архитектуры x86 и 2048 Мб оперативной памяти, и обобщаются в гистограмму, на основании которой устанавливается фактическое техническое состояние установки ($X[1-6]$).

Выбор критериев определения ТС УЭЦН был сделан в пользу электротехнических и ряда технологических параметров по причине низкой информативности осуществления контроля по вибрационным показателям УЭЦН в скважинных условиях. Это связано с невозможностью монтажа датчиков виброскорости (виброускорения) в местах расположения опор погружного электродвигателя, малой частотой замеров показаний при применении промышленных образцов станций управления и наличием помех в сигнале (в связи с использованием в качестве канала связи питающего кабеля). Для иден-

тификации технического состояния УЭЦН в процессе эксплуатации предлагается использовать сочетания следующих критериев в рамках реализации единой системы:

- критерий «сигнал» ($K[1-10]$), являющийся фактическими временными реализациями технологических параметров эксплуатации после проведения нормирования в интервале $[0...1]$;
- критерий «энтропия» ($K[11]$), является мерой случайной величины, для расчёта значения энтропии использован параметр активной мощности ПЭД, т.к. активная мощность характеризует скорость необратимого превращения электрической энергии в другие виды энергии;
- критерий «вейвлет» ($K[12-14]$), являющийся «сглаженной» версией исходного сигнала тока по трём фазам $I_{A,B,C}$. Применение вейвлет анализа позволило отфильтровать не только шум, но и некоторые локальные особенности (выбросы) исходного сигнала, что существенно повысило точность распознавания токовых характеристик при их обработке в устройстве.

В качестве программной части устройства предлагается компьютерная система контроля, выходным параметром которой является одно из технических состояний установки ($X[1-6]$): X_1 – нормальная работа, X_2 – слом вала, X_3 – снижение подачи, X_4 – снижение сопротивления изоляции, X_5 – срыв подачи, X_6 – заклинивание установки. Идентификация технического состояния УЭЦН после вычисления каждым блоком обработки, посредством МАИНС (рисунок 4), формирует решение, имеющее ненулевое значение, соответствующее степени уверенности сети в присутствии одного из классов неисправностей системы «скважина-УЭЦН» ($Z[1-5]$): Z_1 – «Нормальная работа», Z_2 – «Дисбаланс токов», Z_3 – «Недогруз», Z_4 – «Перегруз», Z_5 – «Сопротивление изоляции». Соотнесение пяти полученных значений классов неисправностей системы «скважина-УЭЦН» ($Z[1-5]$) с одним из технических состояний установки ($X[1-6]$) производится для каждого типоразмера установки индивидуально, на основании экспериментально полученной таблицы.

Для каждого типа установок формируется «библиотека знаний» со значениями весовых коэффициентов нейронной сети, полученной в процессе обучения МАИНС и таблицы, описывающей соотнесение классов неисправности системы «скважина-УЭЦН» ($Z[1-5]$) с техническими состояниями установки ($X[1-6]$), полученной эмпирическим путём.

Процесс обучения МАИНС предполагает предварительную обработку входных данных $K[1-14]$, при которой абсолютные значения входных показателей преобразуются в соответствии со способом нормирования сигнала. После такого преобразования истинные значения показателей укладываются в диапазон $[0...1]$ (рисунок 5).

Для обучения нейронной сети необходимо на её «вход» подать текущие значения критериев оценки технического состояния установки $K[1-14]$, а на «выход» – соответствующий класс неисправности системы «скважина-УЭЦН» ($Z[1-5]$). Задача МАИНС – обнаружить функциональную связь между «входом» и «выходом» и сохранить значения весовых коэффициентов в «библиотеке знаний». Идентификация технического состояния установки происходит по алгоритму, приведённому на рисунке 6.

Рассмотрим более подробно предварительную подготовку входных данных. Наиболее распространённым способом формирования входных образов для обучения МАИНС является «метод окон». Основным понятием при работе с рассматриваемым здесь видом входной информации является «окно» («глубина погружения»), т.е. то количество периодов времени, которое попадает в «образ», формируемый на входе сети.

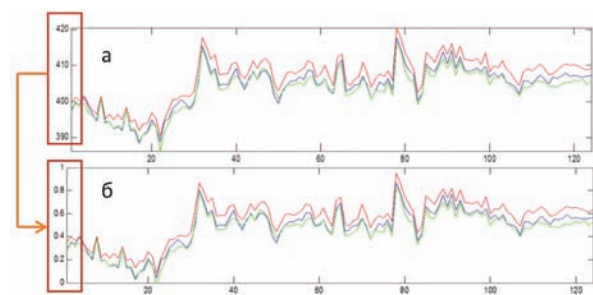


Рисунок 5. Результат нормирования входных образов исходные значения фазных напряжений $u(t)$; б) нормированные значения фазных напряжений $u_n(t)$

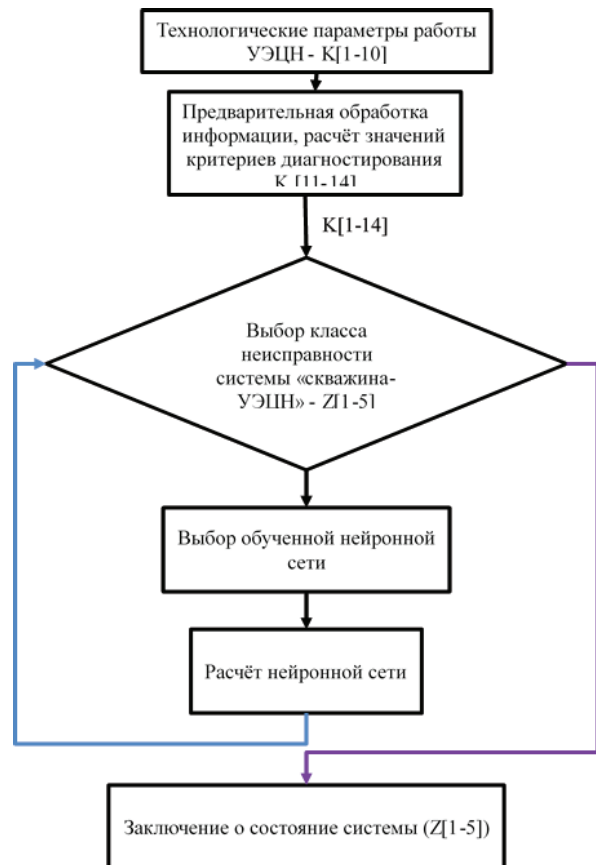


Рисунок 6. Алгоритм идентификации технического состояния УЭЦН с применением МАИНС

Суть метода формирования входных образов заключается в следующем. Предположим, что данные каждого из образов лежат в диапазоне $[Min...Max]$, тогда наиболее простым способом нормирования будет:

$$\tilde{x} = \frac{x - Min}{Max - Min} \quad (1)$$

После такого преобразования каждый «образ», состоящий из n последовательных значений, нормируется так, что все значения «образа» лежат в интервале от 0 до 1. При этом первоначальные абсолютные значения утрачиваются.

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

Одним из математических методов обработки критериев является вейвлет-разложение временных реализаций (процесс очистки от помех токовых показателей работы ПЭД).

Вейвлет-преобразование одномерного сигнала заключается в его разложении по базису, сконструированному из обладающей определёнными свойствами солитоноподобной функции (вейвлета) посредством масштабных изменений и переносов. Каждая функция этого базиса характеризует как определённую пространственную (временную) частоту, так и её локализацию в физическом пространстве (времени).

Как известно, помехи в сигнале носят случайный характер и представляют собой комплекс различных шумов. Борьба с такими помехами представляет наибольшие трудности. Помехи понижают контрастность полезного сигнала и повышают погрешность измерения численных значений интенсивности силы тока (I).

Для повышения контрастности полезного сигнала и понижения погрешности измерения численных значений самого сигнала необходимо применить методы, основанные на вейвлет-разложении временных реализаций.

Выбор используемого вейвлета, в общем случае, зависит от свойств конкретного сигнала. Более гладкие вейвлеты создают более гладкую аппроксима-

цию сигнала, «короткие» вейвлеты лучше отслеживают пики аппроксимируемой функции. Учитывая вышеизложенное, наиболее подходящими являются «короткие» вейвлеты, что и обуславливает применение вейвлета Хаара (рисунок 7).

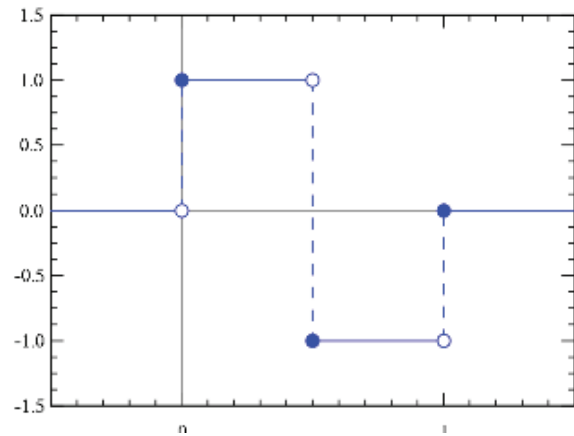


Рисунок 7. Базис вейвлета Хаара

При обработке с помощью вейвлет анализа, происходит фильтрация не только от шума, но и от некоторых локальных особенностей (выбросы) исходного сигнала, что позволило повысить точность распознавания токовых характеристик при их обработке в устройстве (рисунок 8).

Другим математическим критерием является энтропия сигнала. Для диагностирования текущего ТС погружных электроустановок и влияния на него различных факторов может быть применён анализ изменения энтропии, являющийся мерой неопределённости случайной величины, в качестве которой

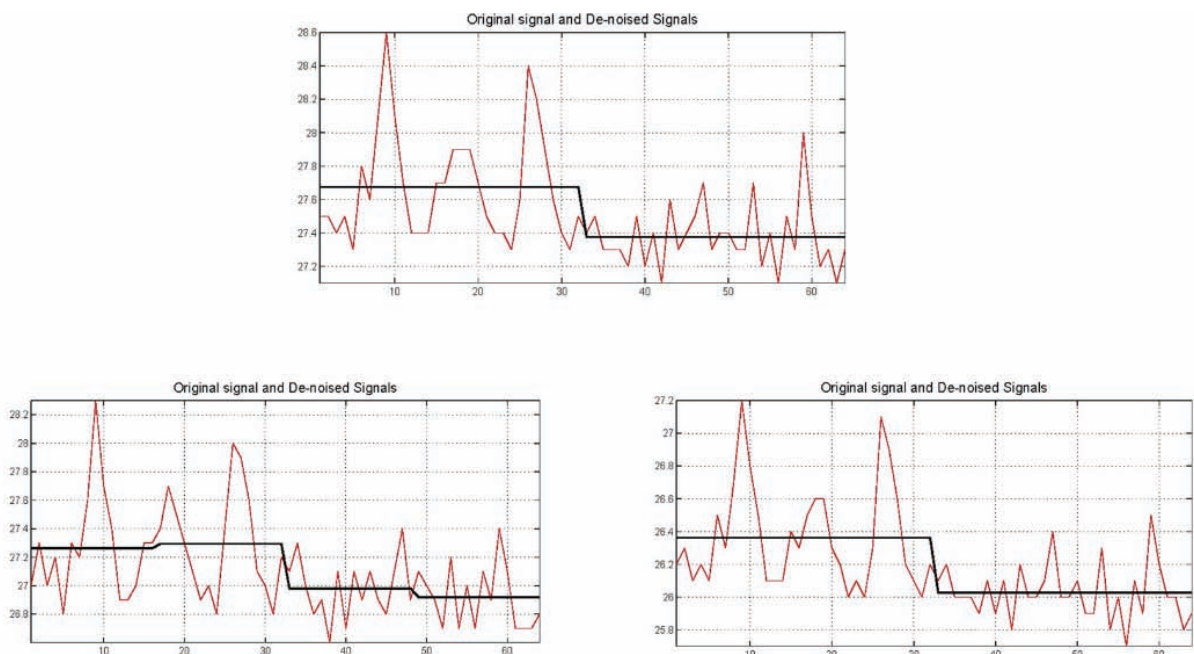


Рисунок 8. Значения токовых характеристик ПЭД по трем фазам после вейвлет разложения с последующим восстановлением сигнала и очистки от шумов на скважине № 654 Кирского месторождения в период нормальной работы

Исходные показатели

№ п/п	Ракт, кВт	№ п/п	Ракт, кВт	№ п/п	Ракт, кВт
1	43,6	27	45	52	43,7
2	44,2	28	45,1	53	43,9
3	44,4	29	44,6	54	43,8
4	44,5	30	44,2	55	43,6
5	44,4	31	44	56	43,4
6	44,4	32	44	57	43,4
7	44,5	33	44,3	58	43,4
8	44,5	34	44,4	59	44
9	44,8	35	44,3	60	44,4
10	45,3	36	44,4	61	44,4
11	44,9	37	43,8	62	43,5
12	44,6	38	43,5	63	43,1
13	44,5	39	43,5	64	43,2
14	44,5	40	43,8		
15	44,5	41	43,8		
16	44,5	42	43,6		
17	44,5	43	44,1		
18	44,5	44	44,3		
19	44,5	45	43,6		
20	44,5	46	43,8		
21	44,5	47	44,5		
22	44,4	48	44,2		
23	44,1	49	43,7		
24	44,2	50	43,7		
25	44,4	51	43,7		
26	44,5				

Расчёт энтропии

Gr	D	Ngr	Ngr	Lim=Pmin+Ngr(dPgr/Gr)	Qgr	Ni	Pi	
6,99652	2,2	0,31444	1	43,41444215	0,31444	43,4144	5	0,07813
			2	43,7288843	43,4144	43,7289	11	0,17188
			3	44,04332645	43,7289	44,0433	9	0,14063
			4	44,35776859	44,0433	44,3578	9	0,14063
			5	44,67221074	44,3578	44,6722	25	0,39063
			6	44,98665289	44,6722	44,9867	2	0,03125

Расчитанное значение

E
2,20596

Рисунок 11. Пример расчёта критерия энтропии

могут быть использованы колебания электротехнических характеристик погружного электродвигателя.

В промышленных условиях достаточно сложно уловить время перехода объекта из одного технического состояния в другое. Предлагается воспользоваться сравнением значений энтропии, определяемых в текущий момент и энтропией эталонного состояния (рисунок 9).

В качестве показателя для расчёта энтропии системы предлагается использовать значения активной мощности ПЭД, так как активная мощность характеризует скорость необратимого превращения электрической энергии в другие виды энергии.

Энтропия E(D) системы «D», имеющей n возможных состояний с вероятностями их возникновения P(D₁), P(D₂) ... P(D_n) определится с помощью двойных логарифмов:

$$X(D) = -\sum_{i=1}^n P(D_i) \log_2 P(D_i) \quad (2)$$

Применительно к устройству для оценки технического состояния установки, предлагается использовать следующие величины:

$$E_b = E_2 / E_1 \quad (3)$$

где E_b – критерий работоспособности по мощности активной;

E₁ – энтропия показаний силы тока в исходном состоянии;

E₂ – энтропия показаний силы тока в текущий момент времени.

Полученный результат (E₀=2,20596) сравнивается со значением энтропии в момент отказа E₁=1,41657351, полученное значение критерия «Энтропия» E=1,41657351 соответствует фактическому износу – слом вала (X₁).

Решение задачи определения ТС УЭЦН сводится к решению задачи классификации. Для этого необ-

ходимо найти такую нейронную сеть, которая бы наилучшим образом строила отображение F: x ⇒ y, обобщающее сформированный набор примеров {x_p, y_i}. Поиск такой нейронной сети осуществляется при помощи одного или нескольких алгоритмов «обучения».

Для получения достоверных результатов касательно вопроса архитектуры МАИНС, был проведён сравнительный анализ многослойных персептронов с различным количеством скрытых слоёв и нейронов в скрытом слое.

Рассмотрим нейронную сеть с одним и двумя скрытыми слоями для распознавания дисбаланса токов ПЭД. Процесс обучения данной нейронной сети представлен ниже.

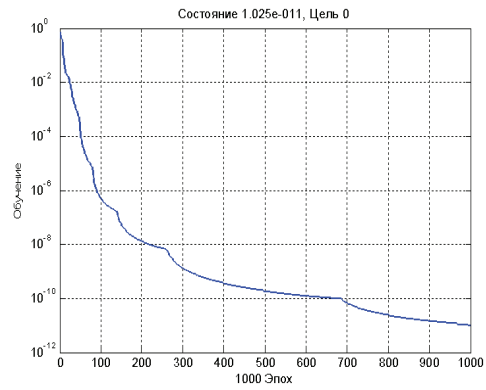
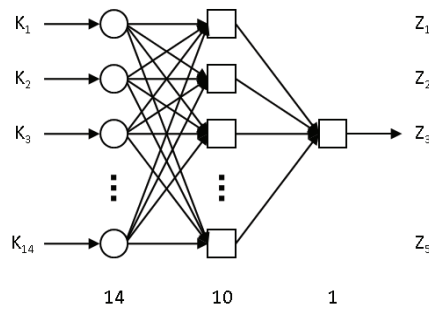
Точность распознавания дисбаланса токов ПЭД нейронной сети с одним скрытым слоем составила 74%, с двумя скрытыми слоями 79% (рисунок 12).

Слабое различие в точности распознавания показывает, что в нейронной сети достаточно использовать один скрытый слой, и свидетельствует о том, что входные данные, подаваемые на вход нейронной сети, линейно разделимы.

С целью определения оптимальных сочетаний диагностических критериев был проведён сравнительный анализ наиболее устойчивых (при распознавании) комбинаций. Под «оптимальными» критериями понимаются такие комбинации, при которых число соответствий выходного параметра диагностической системы «Xn» фактическому техническому состоянию установки наибольшее. Необходимо провести оценку состояния УЭЦН с помощью разработанного устройства, используя все возможные комбинации критериев.

В таблице 1 в качестве примера представлены результаты работы устройства по четырём комбина-

а)



б)

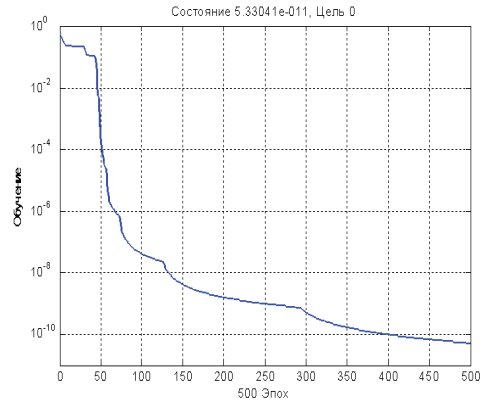
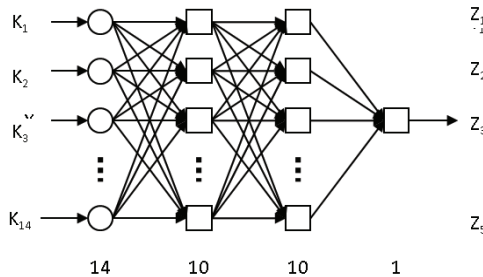


Рисунок 12. Сравнение структуры и процесса обучения МАИНС с одним (а) и двумя (б) скрытыми слоями

Таблица 1. Результат работы устройства определения технического состояния УЭЦН на скважинах № 654 Кирского месторождения, № 278 Котгынского месторождения и № 1114 Люкпайского месторождения с обработкой временных рядов замеров технологических параметров в конечный период эксплуатации

№№ пп	Комбинация критериев	Номер скважины	Типоразмер установки	Класс неисправности системы «скважина-УЭЦН»	Расчётное ТС	Фактическое ТС
1	«Сигнал-Энтропия-Вейвлет»	654	223ЭЦНАКИ 5-30-1800	Z1_10Z2_8Z3_43Z4_34Z5_5	X ₃	X ₃
2	«Сигнал-Энтропия-Вейвлет»	278	1 Э Ц Н Д И 5-30-2000	Z1_3Z2_44Z3_38Z4_10Z5_5	X ₂	X ₂
3	«Сигнал-Энтропия-Вейвлет»	1114	1 Э Ц Н Д И 5-30-2050	Z1_15Z2_31Z3_43Z4_6Z5_5	X ₂	X ₂
4	«Сигнал-Энтропия»	654	223ЭЦНАКИ 5-30-1800	Z1_9Z2_5Z3_47Z4_31Z5_8	X ₃	X ₃
5	«Сигнал-Энтропия»	278	1 Э Ц Н Д И 5-30-2000	Z1_77Z2_4Z3_6Z4_10Z5_3	X ₁	X ₂
6	«Сигнал-Энтропия»	1114	1 Э Ц Н Д И 5-30-2050	Z1_13Z2_30Z3_37Z4_5Z5_15	X ₂	X ₂
7	«Сигнал-Вейвлет»	654	223ЭЦНАКИ 5-30-1800	Z1_11Z2_4Z3_38Z4_39Z5_8	X ₃	X ₃
8	«Сигнал-Вейвлет»	278	1 Э Ц Н Д И 5-30-2000	Z1_5Z2_40Z3_32Z4_16Z5_7	X ₂	X ₂
9	«Сигнал-Вейвлет»	1114	1 Э Ц Н Д И 5-30-2050	Z1_75Z2_1Z3_9Z4_7Z5_8	X ₁	X ₂
10	«Сигнал»	654	223ЭЦНАКИ 5-30-1800	Z1_6Z2_6Z3_8Z4_7Z5_73	X ₄	X ₃
11	«Сигнал»	278	1 Э Ц Н Д И 5-30-2000	Z1_14Z2_16Z3_62Z4_7Z5_1	X ₅	X ₂
12	«Сигнал»	1114	1 Э Ц Н Д И 5-30-2050	Z1_10Z2_4Z3_13Z4_67Z5_6	X ₆	X ₂

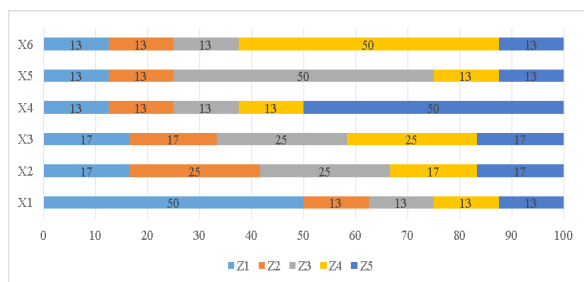


Рисунок 13. Диаграмма распределения значений классов неисправностей системы «скважина-УЭЦН» $Z[j]$ в соответствии с техническими состояниями установки $X[i]$

циям критериев при определении состояния установки на скважинах № 654 Кирского месторождения, № 278 Коттынского месторождения и № 1114 Люкпайского месторождения с обработкой временных рядов замеров технологических параметров в конечный период эксплуатации.

Согласно данным, представленным в таблице 1, наибольшее количество соответствий выходного параметра устройства $X[i]$ фактическому состоянию установки наблюдалось при комбинации «Сигнал-Энтропия-Вейвлет».

Для соотношения классов неисправностей системы «скважина-УЭЦН» ($Z[1-5]$) с техниче-

скими состояниями установки ($X[1-6]$) была проведена консолидация и обработка с участием эксперта, что позволило сформировать «библиотеку знаний» для установок типа УЭЦНАКИ 5-30. Результатом сопоставления данных по фактическому состоянию установки $X[i]$ и значения «выходов» блоков обработки $Z[1-5]$ явилась диаграмма с формализованными граничными значениями для соотношения значений $Z[1-5]$ с фактическими техническими состояниями УЭЦН (Рисунок 13).

Выводы

В результате проведённых исследований разработан алгоритм распознавания технического состояния УЭЦН с применением разработанного устройства. Для реализации этого алгоритма необходимо:

- устройство для оценки технического состояния;
- определение оптимального сочетания критериев диагностирования технического состояния;
- формирование «библиотеки знаний» технического состояния исследуемого объекта.

Разработанное устройство со сформированной «библиотекой знаний» должно использоваться в дальнейшем для оценки технического состояния УЭЦН в аналогичных условиях.

СПИСОК ИСПОЛЪЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Виноградова Ю.В., Ляхов А.Ф. Вейвлет функции нейронной сетью: Практикум. Нижний Новгород: Нижегородский госуниверситет, 2009. 34с.
2. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. М.: Горячая линия - Телеком, 2001. 382 с.
3. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети. Matlab 6. М.: Диалог МИФИ, 2002. 489 с.
4. Оссовский С. Нейронные сети для обработки информации. М.: Финансы и статистика, 2002. 344 с.
5. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс. М.: СПб. Киев, 2006. 1104 с.
6. Гольдин А.С. Вибрация роторных машин. М.: Машиностроение, 1999. 344 с.
7. Шубов И.Г. Шум и вибрация электрических машин. Л.: Энергоатомиздат, 1986. 208 с.
8. Ширман А.Р., Соловьев Б.С. Практическая вибродиагностика и мониторинг состояния механического оборудования. М., 1996. 276 с.
9. Ямалиев В.У., Ишемгузин И.Е., Пашинский В.В. Алгоритм оценки корреляционной функции при диагностировании оборудования // Научно-технические достижения и передовой опыт в нефтега-

зовой промышленности. Сб. науч. тр. Уфа. УГНТУ, 1999. С.190-193.

REFERENCES

1. Vinogradova YU.V., Lyakhov A.F. *Approximatsiya funktsii nejronnoj set'yu: Praktikum. Nizhnij Novgorod: Nizhegorodskij gosuniversitet, 2009. 34s. [in russian].*
2. Kruglov V.V., Borisov V.V. *Iskusstvennye nejronnye seti. M.: Goryachaya liniya – Telekom, 2001. 382 s. [in russian].*
3. Medvedev V.S., Potemkin V.G. *Nejronnye seti. Matlab 6. M.: Dialog – MIFI, 2002. 489 s. [in russian].*
4. Ossovskij S. *Nejronnye seti dlya obrabotki informatsii. M.: Finansy i statistika, 2002. 344 s. [in russian].*
5. KHajkin S. *Nejronnye seti. Polnyj kurs. M.: Sankt – Peterburg. Kiev, 2006 . 1104 s. [in russian].*
6. Gol'din A.S. *Vibratsiya rotornykh mashin. // M.: Mashinostroenie, 1999. 344. [in russian].*
7. SHubov I.G. *SHum i vibratsiya ehlektricheskikh mashin. L.: ENergoatomizdat, 1986. 208 s. [in russian].*
8. SHirman A.R., Solov'ev B.S. *Prakticheskaya vibrodiagnostika i monitoring sostoyaniya mekhanicheskogo oborudovaniya. M., 1996. 276 s. [in russian].*

9. Yamaliev V.U., Ishemguzhin I.E., Pashinskij V.V. *Algoritm otsenki korrelyatsionnoj funktsii pri diagnostirovanii oborudovaniya // Nauchno-tehnicheskie dostizheniya i peredovoj opyt v neftegazovoj promyshlennosti. Sb. nauch. tr. Ufa. UGNTU, 1999. S.190-193. [in russian].*

*Ямалиев В. У., д-р техн. наук, профессор кафедры «Нефтегазопромысловое оборудование» ФГБОУ ВПО УГНТУ, г. Уфа, Российская Федерация
V.U. Yamaliyev, Doctor of Technical Sciences, Professor of the Chair «Petroleum Equipment», FSBEI of HPE USPTU, Ufa, the Russian Federation*

*Салахов Т. Р., канд. техн. наук, доцент кафедры «Нефтегазопромысловое оборудование» ФГБОУ ВПО УГНТУ, г. Уфа, Российская Федерация
T.R. Salakhov, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Chair «Petroleum Equipment», FSBEI of HPE USPTU, Ufa, the Russian Federation*

*Шубин С. С., аспирант кафедры «Нефтегазопромысловое оборудование» ФГБОУ ВПО УГНТУ, г. Уфа, Российская Федерация
S.S. Shubin, Postgraduate of the Chair «Petroleum Equipment», FSBEI of HPE USPTU, Ufa, the Russian Federation
e-mail ngpo_ugntu@mail.ru*