

МОНИТОРИНГ, КОНТРОЛЬ И ДИАГНОСТИКА ЭЛЕКТРООБОРУДОВАНИЯ

УДК 004: 62-52-83:656.56

[https://doi.org/10.18503/2311-8318-2017-3\(36\)-47-55](https://doi.org/10.18503/2311-8318-2017-3(36)-47-55)

Бабанова И.С., Жуковский Ю.Л., Королев Н.А.

Санкт-Петербургский горный университет

СПОСОБ УПРАВЛЕНИЯ РЕЖИМАМИ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО ДИАГНОСТИРОВАНИЯ НЕИСПРАВНОСТЕЙ И ОЦЕНКИ ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ ЭЛЕКТРОПРИВОДНОГО ГАЗОПЕРЕКАЧИВАЮЩЕГО АГРЕГАТА

В статье представлен способ управления режимами на основе нейросетевого диагностирования неисправностей и оценки технического состояния электроприводного газоперекачивающего агрегата для подсистем диагностирования с определением коэффициента, учитывающего проявление неисправностей с учетом работы двух нейронных сетей Кохонена. Полученные ко-эффективности, учитывающие проявление неисправностей в определенных подсистемах, позволяют выявлять и оценивать наличие неисправностей. Представлены графики результатов оценки технического состояния электроприводного газоперекачивающего агрегата (ЭГПА) с учетом выявленных неисправностей в подсистемах (система смазки, нагнетатель, двигатель (обмотка статора), двигатель (механические дефекты)). Предлагаемая система позволяет повысить точность и полноту диагностики ЭГПА путем применения нейронных сетей Кохонена, позволяющих выявлять и прогнозировать неисправные состояния ЭГПА в динамике посредством выявления кластеров (подсистем диагностирования) и соответствующим им дефектам, а также системой управления, воздействующей на ЭГПА с учетом оценки технического состояния и дальнейшего изменения управления режимами ЭГПА.

Ключевые слова: электроприводной газоперекачивающий агрегат, система управления режимами, оценка технического состояния, подсистемы диагностирования, нейронная сеть Кохонена, коэффициент, учитывающий проявление неисправностей.

ВВЕДЕНИЕ

Проблеме диагностирования объектов газовой промышленности уделяется особое внимание, что подтверждается требованиями Правительства Российской Федерации обеспечить, в рамках реализации Концепции федеральной системы мониторинга критически важных объектов [1], а также в соответствии с [2–4], информационную поддержку разработки и реализации мер по своевременному прогнозированию, выявлению и предупреждению угроз для нормального функционирования газотранспортной системы РФ. В соответствии с [5] предусматривается дальнейшее увеличение добычи газа как для внутреннего потребления, так и для экспорта, интенсивную реализацию организационных и технологических мер по экономии топлива и энергии.

ОПИСАНИЕ ПРОБЛЕМЫ

Из опыта эксплуатации компрессорных станций (КС) можно выделить основные факторы, способствующие выходу из строя [6]: дефекты возникающие в ходе строительно-монтажных работ; повреждения изоляции; вибрация, способствующая образованию трещин; подвижки грунта, приводящие к повышенным напряжениям в трубопроводах, следствием которых является потеря устойчивости; дефекты как изготовления оборудования, так и износ оборудования, вызванный различными отказами.

Рассматривая срок эксплуатации парка газоперекачивающих агрегатов (ГПА), наработку на отказ на примере газотранспортного предприятия (ГТП) (рис. 1, 2), можно сделать вывод, что повышение

эксплуатационной надежности ГПА КС является актуальной проблемой в связи с тем, что большая часть парка энергетического оборудования КС была введена в эксплуатацию в 1980–1990 гг., и значительная его доля работает сверх установленного производителями нормативного срока. Однако на диагностику для КС накладываются существенные ограничения, вызванные, с одной стороны, невозможностью вывода из эксплуатации или снижения рабочего давления в газопроводе (даже кратковременного), с другой стороны, стоимостью проведения работ по диагностике и мониторингу. Важным аспектом для развития дефектов для газотранспортных систем (ГТС) является интервал между моментом возникновения минимально обнаруживаемых уровней дефектов и критическими дефектами, который может быть меньше интервала между соседними диагностическими обследованиями.

Из анализа работ, посвященных диагностике и мониторингу, можно отметить рост внедрения интеллектуальных систем диагностирования для электроприводных ГПА (ЭГПА) [7, 8]. Эффективность применения прогнозных моделей с помощью искусственных нейронных сетей показана в работах [9–16], а также в ряде исследований, проведенных по диагностике оборудования [17–22]. В результате появляется возможность использовать непрерывное наблюдение (мониторинг) с учетом программного обеспечения, способного на ранних стадиях обнаружить некоторые виды дефектов и неисправностей в процессе эксплуатации и выработки управляющих воздействий для нормальной эксплуатации.

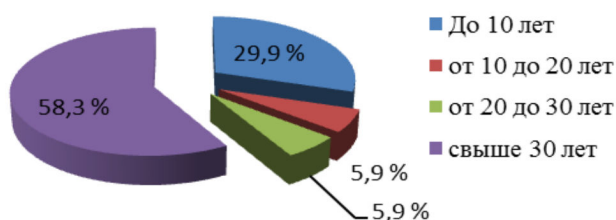


Рис. 1. Срок эксплуатации парка ГПА на примере газотранспортного предприятия

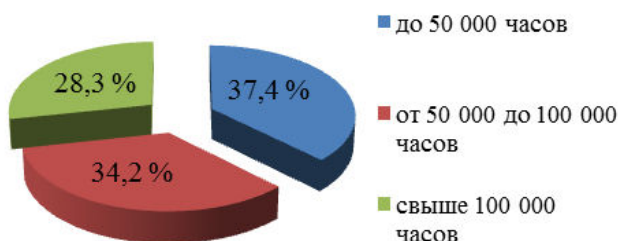


Рис. 2. Наработка парка ГПА на примере газотранспортного предприятия

В проведенных исследованиях авторами [7, 8, 23, 24] по внедрению таких систем можно выделить следующие недостатки:

- отсутствие классификации неисправностей для ГПА, которая не позволяет производить оценку технического состояния с учетом отсутствия как внешних факторов, влияющих на процесс диагностирования, так и *функции управления агрегатом* и принятия решения диагностирования с учетом эксплуатации;

- оценка технического состояния ГПА только для одной подсистемы (двигатель-обмотка статора), то есть невозможность классификации распознавания системы кластеров для выявления неисправностей (подсистем) и последующей оценки технического состояния для ГПА;

- недостаточная точность диагностики для определения подсистем диагностирования и соответствующих им классов выявленных неисправностей ГПА для формирования и функционирования непрерывного технического обслуживания и ремонта ГПА;

- отсутствие выбора режима диагностирования, а также дальнейшего управления режимами ГПА с учетом выявленных неисправностей.

ОБЪЕКТ ИССЛЕДОВАНИЯ. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

С учетом сложности объекта исследования ЭГПА по выделенным подсистемам диагностирования (система смазки, нагнетатель, двигатель (обмотка статора), двигатель (механические дефекты) возникает проблема выявления неисправностей в режиме как реального времени, так и последующей оценки технического состояния, относящейся к такому классу задач по прогнозированию, где зависимость между входными и выходными переменными сложна, а нахождение закономерностей в больших объемах данных требует нетривиальных алгоритмов и занимает много времени. На настоящий момент

спектр методик прогнозирования достаточно широк. Однако сегодня все большее распространение получают интеллектуальные информационные технологии, связанные с использованием искусственных нейронных сетей (ИНС). Применение ИНС обусловлено тем, что они позволяют воспроизводить чрезвычайно сложные зависимости, которые сопутствуют плохо формализованным задачам.

На основе [9–16] было принято решение использовать нейронные сети, которые позволяют эффективно строить нелинейные зависимости, более точно описывают наборы данных, по сравнению с линейными методами статистики (линейная регрессия, авторегрессия, модели SARIMA, ARIMA и др.), повышая точность прогноза для разных интервалов прогнозирования в рамках исследований, проведенных для предприятий минерально-сырьевого комплекса и электросетевых компаний. Преимуществами использования ИНС данного типа для диагностики неисправностей ЭГПА (в рамках данного исследования) являются: возможность работы с Big data для обнаружения определенных классов дефектов; использование самоорганизующихся карт Кохонена, позволяющих выполнить прогноз и поиск закономерностей в больших массивах данных с учетом входных данных для ЭГПА (распознавать кластеры в данных, а также устанавливать близость классов); выявление наборов независимых признаков.

Вынужденная или аварийная остановка любого ЭГПА сопровождается не только дополнительной статьей расходов для ГТП, связанной с проведением ремонтно-восстановительных работ, но и снижением производительности газопровода, потерями пускового и топливного газа, электроэнергии. Возникшее противоречие между выбором метода диагностирования неисправностей по нескольким подсистемам ЭГПА и основанного на нем способа управления режимами и оценки технического состояния ЭГПА (СУР ДиОТС ЭГПА) обуславливают актуальность исследования.

Для реализации предлагаемого способа управления режимами ЭГПА был выполнен комплексный анализ, включающий в себя: системный подход, нейросетевое моделирование и прогнозирование с помощью ИНС Кохонена, структурно-параметрическую оптимизацию с учетом нейросетевого диагностирования неисправностей и оценку технического состояния ЭГПА.

На **рис. 3** показана структурная схема предлагаемой СУР ДиОТС ЭГПА.

Способ осуществляется следующим образом. С помощью датчиков контролируемых параметров 2 (см. **рис. 3**) в количестве D_i , $i=1...N$ регистрируют параметры ЭГПА 1, которые поступают в устройство сбора информации 3, и далее поступают в блок подготовки данных 4, где осуществляется фильтрация измерений в фильтре 5, в котором происходит проверка однородности наблюдений с последующей оценкой значимости изменения значений параметров по статистическому r - критерию. При выполнении

нии условия $r > r_{кр}$, сигналы поступают в блок сверки с ограничениями 6, иначе из фильтра 5 возвращаются в устройство сбора информации 3 и поступают в блок самопроверки каналов измерений 7 для выявления причин изменения значений параметров, в котором происходит сравнение отклонения значений параметров эталонного ЭГПА, хранящиеся в базе данных-2 13, и ЭГПА 1 с составлением массива данных, возвращаются в блок фильтрации 5, при отсутствии аномальных изменений значений параметров, далее поступают в блок сверки с ограничениями 6, в котором происходит сравнение параметров, включенных в систему защиты ЭГПА с установленными ограничениями. При превышении 0,95 от заданного уровня параметра сигналы поступают на микропроцессор 8, который воздействует на систему управления 9, изменяя режим работы ЭГПА, исключая аварийную остановку агрегата, иначе сигналы из блока сверки с ограничениями 6 поступают в блок приведения параметров 10, в котором параметры приводятся к одним сопоставимым условиям, а затем к средним значениям в блоке усреднения измерений 11. После усреднения параметров в ПЗУ 16 формируют базу данных-1 12, где происходит сбор информации для дальнейшего составления общей базы данных 15, включающей базу данных-2 13, хранящей эталонные параметры ЭГПА 1, и базу данных внешних факторов 14. Затем в блоке нормировки 17 происходит процесс нормирования параметров ЭГПА из общей базы данных 15, переходя к безразмерным величинам, представленными числами в диапазоне $[0...1]$, ввиду разнородности физических размерностей и диапазонов параметров. После нормирования данных в блоке нормировки 17 формируется массив данных для работы блока ИНС Кохонена-1 18, представленный базой данных-1. Далее происходит сравнение нормированных параметров ЭГПА в блоке хранения нормированных данных ЭГПА 19 с рассчитанными с помощью блока ИНС Кохонена-1 18 в блоке вычитания 20 и формируется сигнал о выявлении неисправностей ЭГПА с формированием массива данных для блока ИНС Кохонена-2 21, на выходе которой образуется бинарный вектор $R = \{R_1, R_2, \dots, R_m\}$, компоненты его определяет класс, к которому относится выявленная неисправность с учетом измеренных параметров для ЭГПА. Далее производится тестирование результата в блоке тестирования 22. Оценка вероятности технического состояния ЭГПА производится в блоке тестирования 23, с учетом выявленных диагностируемых неисправностей производилась на основе анализа вектора R расчета расстояния K_d , с дальнейшим расчетом прогнозного значения нагрузки для ЭГПА в блоке прогнозирования 24 и формирование в блоке выбора режима диагностирования ЭГПА 25 сигнала об изменении режима, который поступает на микропроцессор 8, воздействуя на систему управления 9, изменяя режим работы ЭГПА, исключая аварийную остановку агрегата.

Выделим типичные неисправности с учетом подсистем диагностирования, а также в составе обучающей выборки пять обобщенных классов состояний S_i ЭГПА, соответствующих вектору R (табл. 1).

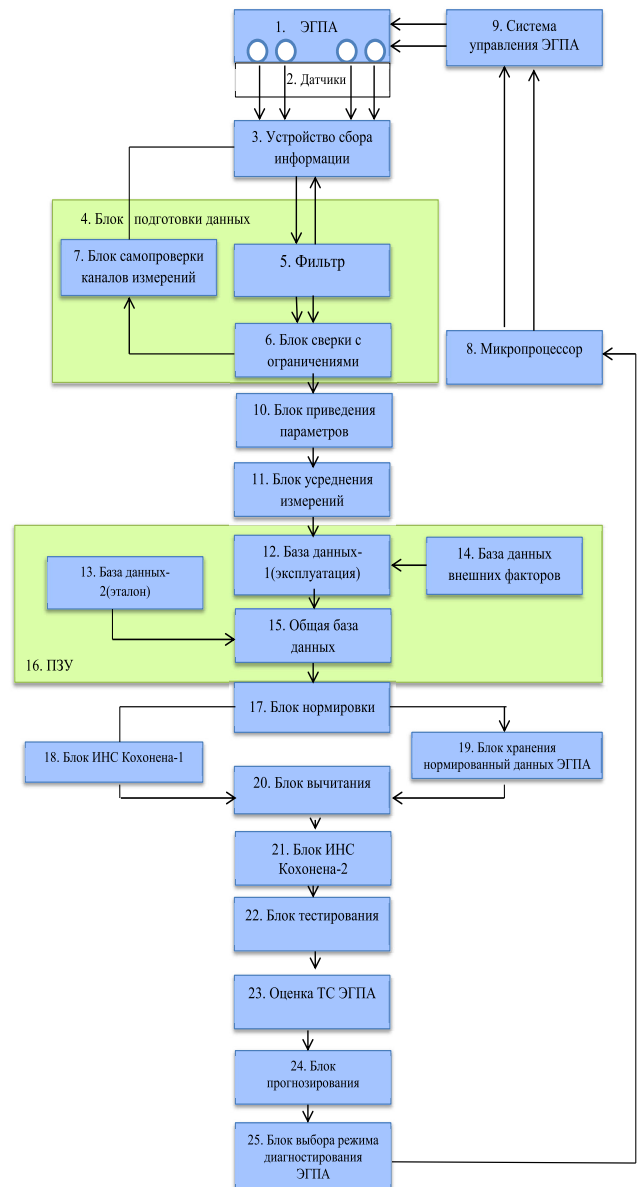


Рис. 3. Структурная схема управления режимами на основе нейросетевого диагностирования неисправностей и оценки технического состояния ЭГПА

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА ДИАГНОСТИРОВАНИЯ ДЛЯ ЭГПА. ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ

Основа обучения НС Кохонена-2 – конкуренция между нейронами. Сеть состоит из семнадцати входов (отклонения ΔY_i) и выходов (по числу обобщенных классов состояний S_i).

Обучение сети представляет собой процесс подбора значений весовых коэффициентов, которые минимизируют среднеквадратичные ошибки в результате замены близких векторов весов. Набор данных был разбит на обучающие – 95% и тестовые – 5%. Входные векторы кодируются номерами нейронов-победителей (номера кластеров). Таким образом, все векторы из некоторой области входного пространства заменяются одним и тем же опорным вектором, являющимся их ближайшим соседом. Если максимум достигается одновременно на выходах нескольких сумматоров, то выходной сигнал, равный единице, соответствует одному из них, например первому.

Результаты процесса обучения ИНС Кохонена-2 показаны в табл. 2 по выявленным классам (подсистемам диагностирования) для ЭГПА.

Таблица 1

Обучающая выборка для работы НС Кохонена-2

Номер подсистемы диагностирования	Отклонения параметров ЭГПА	Неисправности ЭГПА/неисправности подсистемы диагностирования	Система диагностирования/Дефекты системы S_i	
1	1) температура масла; 2) частота вращения; 3) давление масла; 4) расход масла;	1) утечка масла; 2) засорение фильтров; 3) разгерметизация масляной системы; 4) отсутствие признаков дефектов;	система смазки	$R=[1; 0; 1]$
2	5) перепад давления до и после нагнетателя; 6) производительность объемная; 7) температура газа на входе в нагнетатель;	5) разрушение колеса нагнетателя; 6) разрушение уплотнения масло-газ; 7) разрушение подшипника; 8) отсутствие признаков дефектов;	нагнетатель	$R=[1; 0; 0]$
3	8) давление газа начальное на входе в нагнетатель; 9) плотность газа, отнесенная к 20°C и давлению 0,1013 МПа; 10) номинальная частота вращения ротора; Внешние факторы и факторы для прогноза: 11) температура окружающего воздуха; 12) количество измеряемых параметров; 13) интервал времени между измерениями; 14) число интервалов в прошлое; Параметры, характеризующие ТС изоляции обмотки статора (для ввода в ИНС): 15) температура меди; 16) интенсивность частичных разрядов (ЧР); 17) уровень перенапряжений питающей сети.	9) перегрев в пазовой части ротора; 10) перегрев в лобовой части обмотки; 11) перегрев на выводах; 12) перегрев при запуске агрегата; 13) перенапряжения выхода из синхронизма; 14) перенапряжения при дребезге контактов; 15) перенапряжения при ОЗЗ; 16) перенапряжения при МКЗ; 17) дефект изоляции в пазовой части; 18) дефект изоляции в лобовой части; 19) отсутствие признаков дефектов изоляции;	двигатель (обмотка статора)	$R=[0; 1; 1]$
		20) механические ослабления; 21) расцентровка валов; 22) дефект подшипников; 23) механические ослабления; 24) дефект сцепных муфт или передаточных звеньев; 25) отсутствие признаков дефектов;	механические дефекты	$R=[1; 0; 1]$
		26) отсутствуют (эталон), исправное состояние.	исправное состояние	$R=[0; 0; 0]$

Таблица 2

Результаты процесса обучения ИНС Кохонена-2

Тип неисправности в ЭГПА	Количество возможных состояний (частоты выигрышей)	Количество неблагоприятных состояний (с учетом $d \geq 1$) НС
Система смазки	4	0
Нагнетатель	4	0
Двигатель (обмотка статора)	11	1
Механические дефекты двигателя	6	1
Отсутствуют (эталон)	0	0
Всего состояний	25	-

Определение управления режима работы с учетом нейросетевого диагностирования неисправностей и технического состояния для ЭГПА сводится к нахождению K_d – расстояния до центра ближайшего (p-го) кластера (прецедента), образованного между координатами выявленного кластера S_i (см. табл. 1) и координатами выхода НС Кохонена-2 («нейрона победителя»), дальнейшего расчета прогнозного значения нагрузки для ЭГПА.

При этом расстояние вычисляется с использованием евклидовой метрики с учетом коэффициентов, учитывающих работу двух НС Кохонена. По значениям компонент R_i можно оценить интенсивность дефекта (чем больше интенсивность дефекта, тем меньше расстояние до соответствующего прецедента). Формула нахождения коэффициента, учитывающего проявление неисправностей для определенного ЭГПА, или расстояния до центра ближайшего (p-го) кластера для выявления неисправностей ЭГПА и оценки технического состояния с учетом работы НС Кохонена-2

$$K_d = d(S, S_i) = \sqrt{(K \cdot R_{1HC} - R_{1S_i})^2 + (K \cdot R_{2HC} - R_{2S_i})^2 + (K \cdot R_{3HC} - R_{3S_i})^2}, \quad (1)$$

где R_{1HC} , R_{2HC} , R_{3HC} – значения координат для выявленного состояния S_i ЭГПА с учетом появления неисправностей (результат НС Кохонена-2); R_{1S_i} , R_{2S_i} , R_{3S_i} – значения координат для выявленных пяти состояний ЭГПА S_i , соответствующие вектору R , с учетом систем диагностирования и выявленных неисправностей;

$K = OUT_k = \sum_n^{17} w_i^{k+1} \cdot \Delta Y_i = (w_i^k + \eta_i^k [\Delta Y_i - w_i^k]) \cdot \Delta Y_i$ – коэффициент, учитывающий влияние НС Кохонена на

выявленную неисправность в системе диагностирования ЭГПА.

В рамках исследования была поставлена первоестественная задача – выявить и распознать данные виды неисправностей сначала с учетом предложенного способа, решение задачи кластеризации для ЭГПА с учетом сети Кохонена, вторая (над которой авторский коллектив продолжает работать) – это повышение точности диагностики в процессе кластеризации при управлении режимами. Для первой задачи это являлось несущественным параметром, и им можно было «пожертвовать». Исследования о качественном сравнении применения различных значений бинарных векторов проводятся и будут отражены в следующих статьях авторского коллектива.

В ходе исследования были получены различные оценки расстояний до центра ближайшего (p -го) кластера (прецедента) для ЭГПА по нескольким подсистемам (табл. 3 и 4).

Из табл. 3 можно сделать вывод, что полученный коэффициент K_d , позволяет не только дать количественный состав оценки расстояния до центра ближайшего кластера, но и выявить неисправность в системе диагностирования ЭГПА с учетом кластеризации.

Таблица 3
Оценка расстояний K_d до центра ближайшего (p -го) кластера (прецедента) для ЭГПА

Значения выходов НС			K_d – расстояние до центра ближайшего (p -го) кластера (прецедента) с учетом состояний			Состояния, S/дефекты
R_1	R_2	R_3	$d(SS_0)$	$d(SS_1)$	$d(SS_2)$	
0,6	0,67	0,46	1,010	0,825	0,906	система смазки
0,33	0,65	0,7	1,010	0,849	1,167	нагнетатель
0,001	0,34	0,56	0,655	0,866	1,195	Двигатель (обмотка статора)
0,64	0,715	0,312	1,009	0,767	0,859	Двигатель (механические дефекты)
0	0	0	0,000	0,000	1,000	Исправное состояние

Таблица 4
Оценка расстояний K_d до центра ближайшего (p -го) кластера (прецедента) для ЭГПА

Значения выходов НС			K_d – расстояние до центра ближайшего (p -го) кластера (прецедента) с учетом состояний			Состояния, S/дефекты
R_1	R_2	R_3	$d(SS_3)$	$d(SS_4)$	$d(SS_5)$	
0,6	0,67	0,46	0,872	0,948	0,693	Система смазки
0,33	0,65	0,7	0,567	0,980	1,030	Нагнетатель
0,001	0,34	0,56	0,793	1,143	1,321	Двигатель (обмотка статора)
0,64	0,715	0,312	0,982	1,055	0,555	Двигатель (механические дефекты)
0	0	0	1,414	1,414	1,414	Исправное состояние

Оценка технического состояния ЭГПА возможна с учетом разработанной шкалы оценивания по каждой из подсистем диагностирования с учетом выявленных состояний (кластеров) S_i для системы смазки, нагнетателя, двигателя (обмотка статора), механических дефектов, исправного состояния на основе выявленного общего количества возможного состояния дефектов с учетом НС Кохонена-2 и расчета расстояния K_d до центра ближайшего (p -го) кластера (прецедента).

Далее производилась оценка вероятности p_i наступления события с учетом выявленных состояний ЭГПА (неблагоприятных) и количества возможных состояний (выигрышных).

Оценка вероятности наступления события с учетом выявленных состояний ЭГПА включала в себя:

- определение количества возможных состояний (частоты выигрышей) по подсистемам (см. табл. 2);
- учет количества N неблагоприятных состояний при $d \geq 1$;

– нахождение вероятности наступления события с учетом возможных всех выявленных состояний ЭГПА и количества возможных состояний (выигрышных) n ;

– нахождение вероятности наступления события с учетом выявленных состояний ЭГПА и количества возможных состояний (выигрышных): p_i = количество возможных состояний (частоты выигрышей) по определенной подсистеме/общее число состояний (см. табл. 2, всего 25 состояний).

Были получены шкалы оценивания технического ЭГПА с учетом оценки вероятностей по подсистемам диагностирования, показанных на рис. 4–7, где цифрами обозначен допуск к эксплуатации ЭГПА: 1 – исправное; 2 – работоспособен с учетом проведения диагностики; 3 – функционирование с нарушениями, допускается при комплексной диагностике; 4 – не допускается к работе, вывод.

После оценки расстояния до центра ближайшего кластера, оценки вероятности отказа с учетом всех выявленных неисправных состояний для соответствующего класса (подсистемы диагностирования) ЭГПА и оценки вероятности отказа с учетом «выигрышных» состояний с помощью НС Кохонена-2, расчета нагрузки для ЭГПА принимается решение последующего допуска к эксплуатации (без ограничения, с ограничениями, остановка ЭГПА).

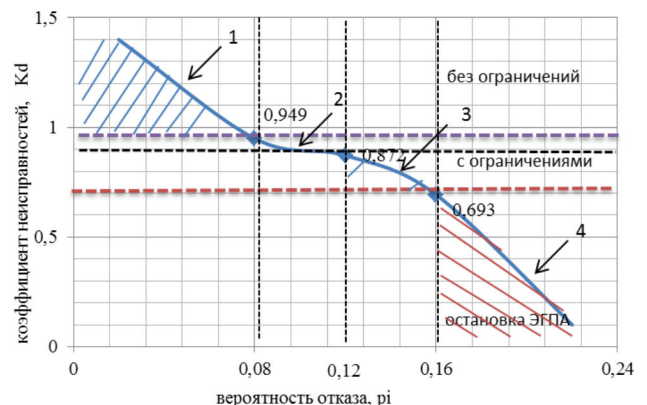


Рис. 4. Оценка ТС ЭГПА с учетом выявленных неисправностей в системе смазки

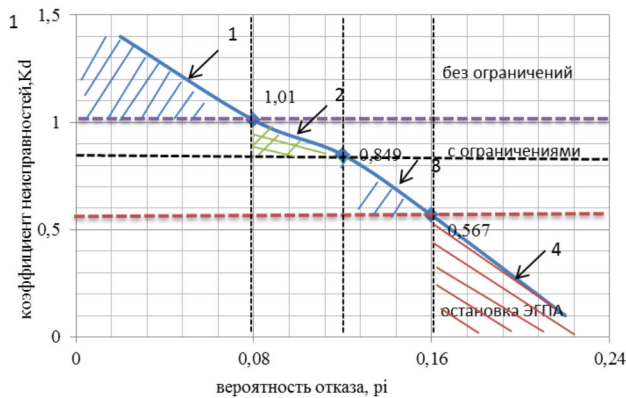


Рис. 5. Оценка ТС ЭГПА с учетом выявленных неисправностей в нагнетателе

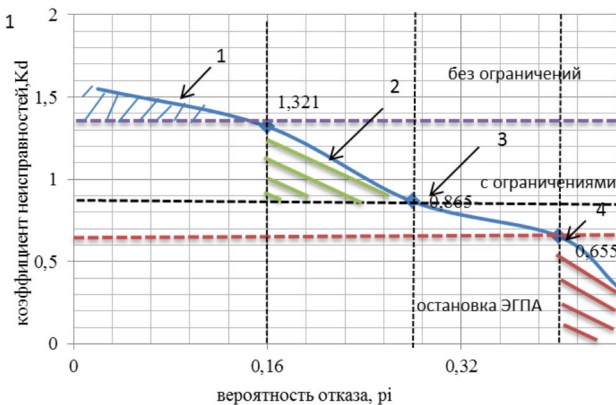


Рис. 6. Оценка ТС ЭГПА с учетом выявленных неисправностей в двигателе (обмотка статора)

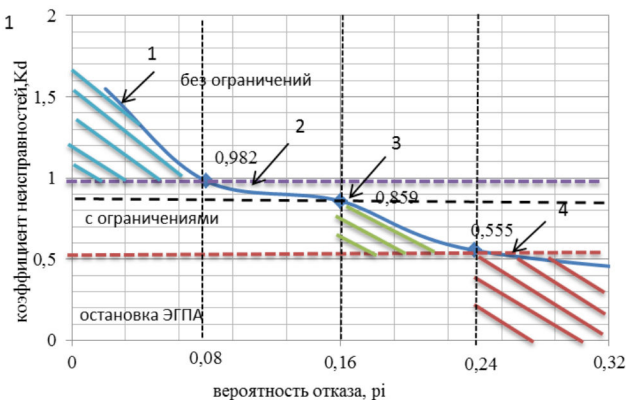


Рис. 7. Оценка ТС ЭГПА с учетом выявленных неисправностей в системе двигателя (механические дефекты)

Сигнал с блока 24 поступает в блок выбора режима диагностирования 25 (см. рис. 3), который формирует информацию о наиболее целесообразном режиме диагностирования определенной подсистемы ЭГПА, далее сигнал поступает в микропроцессор 8, тем самым, воздействуя на систему управления ЭГПА 9, устанавливая режим работы агрегата (без ограничения режима работы ЭГПА, с ограничениями режима работы ЭГПА, остановка ЭГПА) с учетом оценки технического состояния ЭГПА.

Оценка качества полученного кластеризатора производилась с учетом тестирования, то есть на вход сети подавались данные, не входящие в состав обучающей выборки.

Качество работы кластеризатора оценивалось с учетом функции оценки Q по формуле

$$Q = c \cdot d_i / d_o, \quad (2)$$

где c – количество кластеров; d_i – среднее внутрикластерное расстояние; d_o – среднее межкластерное расстояние.

Для получения наилучшего результата несколько раз выполнялся алгоритм кластеризации, после чего выбирался результат с наименьшим значением Q .

В исследовании значения качества полученного кластеризатора Q принимали значения от 0,25 до 0,06 в зависимости от настроек параметров сети.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Таким образом, применение способа управления режимами на основе нейросетевого диагностирования неисправностей и оценки технического состояния ЭГПА повысило точность диагностики технического состояния путем применения ИНС Кохонена, позволяющих выявлять и прогнозировать неисправные состояния ЭГПА в динамике посредством выявления кластеров (подсистем диагностирования) и соответствующим им дефектам в текущий момент времени, а также системой управления, воздействующей на ЭГПА с учетом оценки технического состояния и дальнейшего изменения управления режимами ЭГПА на текущий момент времени.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Распоряжение Правительства РФ «Концепция федеральной системы мониторинга критически важных объектов и (или) потенциально опасных объектов инфраструктуры РФ и опасных грузов» (утв. 27 августа 2005 г. п 1314-р.). М., 2005.
2. ПП РФ «Об утверждении технического регламента о безопасности сетей газораспределения и газопотребления» от 29.10.2010 N 870 (ред. от 20.01.2017). М., 2017.
3. СТО Газпром 2-3.5-032-2005. Положение по организации и проведению контроля за соблюдением требований промышленной безопасности и обеспечением работоспособности объектов единой системы газоснабжения ОАО «Газпром» (утв. расп. 27 мая 2005 г. № 88). М., 2005.
4. СТО Газпром 18000.1-001-2014. Единая система управления охраной труда и промышленной безопасностью в ОАО «Газпром» (утв. пр. 28 июля 2014 г. № 358). М., 2005.
5. Распоряжение Правительства РФ «Об Энергетической стратегии России на период до 2030 года» (утв. 13.11.2009 № 1715-р). М., 2009.
6. Пужайло А. Ф. Диагностика оборудования компрессорных станций: монография. Н. Новгород: Исток, 2013. 299 с.
7. Крюков О.В., Серебряков А.В. Анализ результатов прогнозирования технического состояния электроприводных газоперекачивающих агрегатов // Электротехнические системы и комплексы. 2016. №1(30). С. 39–44. [https://doi.org/10.18503/2311-8318-2016-1\(30\)-39-44](https://doi.org/10.18503/2311-8318-2016-1(30)-39-44)
8. Рубцова И.Е., Бабичев С.А. Управление и мониторинг электроприводов компрессорных станций в условиях стохастических возмущений // Актуальные вопросы автоматизированного электропривода. 2014. №3(2). С. 209–215.
9. Бабанова И.С. Применение искусственной нейронной сети для прогнозирования температуры на выходе из аппарата воздушного охлаждения газа для компрессорной станции магистрального газопровода // Международный научно-исследовательский журнал. 2016. №3(45). Ч. 2. С. 6–9. <https://doi.org/10.18454/IRJ.2016.45.090>
10. Устинов Д.А., Бабанова И.С. Обоснование выбора ценовой категории оплаты за электроэнергию с учетом потребителей-регуляторов // Промышленная энергетика. М., 2016. №11. С. 9–16.
11. Абрамович Б.Н., Бабанова И.С. Система прогнозирования энергопотребления с применением искусственной нейронной сети // Горные науки и технологии. 2016. №2. С. 66–77.
12. Бабанова И.С., Устинов Д.А. Разработка модели искусственной нейронной сети с целью управления и прогнозирования режимов энергопотребления предприятий мине-

- рально-сырьевого комплекса // Электроэнергетика глазами молодежи – 2016: материалы VII Международной научно-технической конференции, 19–23 сентября 2016 г., Казань. В 3 т. Т. 2. Казань: Казан. гос. энерг. ун-т, 2016. С. 47–50.
13. Бабанова И.С. Применение искусственной нейронной сети для прогнозирования температуры на выходе из аппарата воздушного охлаждения газа для компрессорной станции магистрального газопровода // Международный научно-исследовательский журнал. 2016. №3(45). Ч. 2. С. 6–9. <https://doi.org/10.18454/IRJ.2016.45.090>
 14. Бабанова И.С. Разработка перспективного планирования энергосистемы на основе сравнительного анализа различных методов прогнозирования электропотребления // Оперативное управление в электроэнергетике. 2017. Вып. 3. С. 48–57.
 15. Абрамович Б.Н., Бабанова И.С. Применение искусственных нейронных технологий в процессе преподавания дисциплин электротехнического цикла // Современные образовательные технологии в преподавании естественно-научных и гуманитарных дисциплин: сборник научных трудов II Международной научно-методической конференции, 09–10 апреля 2015 г. / «Национальный минерально-сырьевой университет «Горный». Петербург, 2015. С. 229–234.
 16. A. Blinov, Y. Zhukovsky. Integrated system of safety and performance efficiency assessment of electromechanical equipment. Journal of Fundamental and Applied Sciences, 2016, 8(2S), 2185–2196.
 17. Y. Zhukovskiy and N. Koteleva. A method of definition of life-cycle resources of electromechanical equipment. IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering. 124(2016) 012172.
 18. Козярук А.Е., Жуковский Ю.Л. Система обслуживания электромеханического оборудования машин и механизмов по фактическому состоянию // Горное оборудование и электромеханика. 2014. № 10. С. 8–14.
 19. Y. Zhukovskiy and N. Koteleva. Automated system for definition of life-cycle resources of electromechanical equipment IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering 177(2017) 012014.
 20. Королев Н.А. Система диагностики электродвигателя переменного тока на основе комплексного параметрического анализа // Актуальные проблемы повышения эффективности и безопасности эксплуатации горношахтного и нефтепромышленного оборудования / Пермь: ПНИПУ, 2016. №1. С. 236–242.
 21. N.A. Korolev and S.V. Solovlev. AC motor diagnostics system based on complex parametric analysis IOP Conference Series: Materials Science and Engineering; Tomsk, 2016, Vol. 177. conference 1. Режим доступа: <http://iopscience.iop.org/1757-899X/177/1/012007>
 22. Зарицкий С.П. Диагностика газоперекачивающих агрегатов. М.: РГУ нефти и газа им. И.М. Губкина, 2003. 598 с.
 23. Антропов П.Г., Долинина О.Н., Шварц А.Ю. Способ диагностики неисправностей газоперекачивающих агрегатов с использованием гибридных интеллектуальных систем // Вестник Самарского государственного аэрокосмического университета. 2014. №5(47). С. 75–84.

Поступила в редакцию 13 июня 2017 г.

INFORMATION IN ENGLISH

METHOD OF MODE CONTROL BASED ON THE NEURAL NETWORK FAULT DIAGNOSIS AND EVALUATION OF THE TECHNICAL CONDITION OF ELECTRICALLY DRIVEN GAS PUMPING UNIT

Irina S. Babanova

Ph.D. student, Department of electrical power engineering and electromechanics, Saint-Petersburg mining University, Saint Petersburg, Russia.

Yuri L. Zhukovsky

Ph.D. (Eng.), Associate Professor, Department of electrical power engineering and electromechanics, Saint-Petersburg mining University, Saint Petersburg, Russia.

Nikolay A. Korolev

Postgraduate student, Department of electrical power engineering and electromechanics, Saint-Petersburg mining University, Saint Petersburg, Russia.

The article presents a method of mode control based on neural network fault diagnosis and evaluation of the technical condition of electrically driven gas pumping unit for subsystems for the diagnostic determination of the coefficient that takes into account the manifestation of the fault on the basis of the neural networks of the Kohonen type. The coefficients taking into account the manifestation of faults to specific subsystems allow us to identify and assess faults. The graphs of the results of the evaluation of the technical condition of electrically driven gas-pumping unit are provided with respect to the identified faults in sub-systems (lubrication system, supercharger, engine (stator winding), the motor (mechanical defects). The proposed system improves the accuracy and completeness of diagnosis for electrically driven gas-pumping unit by using neural networks of Kohonen type.

Keywords: Electrically driven gas pumping unit, control system modes, assessment of the technical condition, engine diagnostics, Kohonen neural network, factor existence of these faults.

REFERENCES

1. *Rasporyazhenie pravitelstva RF «Konceptiya federalnoy*

sistemy monitoringa kriticheski vaznykh obyektov i (ili) potencialno opasnykh obyektov infrastruktury RF i opasnykh gruzov» [Order of RF Government “The concept of the federal monitoring system of critical objects or hazardous facilities of the Russian Federation and dangerous cargo” (signed on August 27, 2005, no. 1314-p.)]. Moscow, 2005. (In Russian)

2. *PP RF «Ob utverzhdenii tekhnicheskogo reglamenta o bezopasnosti setej gazoraspredeleniya i gazopotrebleniya» ot 29.10.2010 N 870 (red. ot 20.01.2017)* [PP of RF «Adoption of technical regulations about the safety of gas distribution and gas consumption networks» authorized on 29.10.2010 N 870 (as in the force on 20.01.2017)]. Moscow, 2017. (In Russian)
3. *STO Gazprom 2-3.5-032-2005. Polozhenie po organizatsii i provedeniyu kontrolya za soblyudeniem trebovaniy promyshlennoy bezopasnosti i obespecheniem rabotosposobnosti obyektov edinoj sistemy gazosnabzheniya OAO «Gazprom»* [The company standard concerning the process of monitoring of meeting the industrial safety requirements and the performance of objects included into the unified gas supply system of the OJSC “Gazprom” (authorized on May 27, 2005, no. 88)]. Moscow,

2005. (In Russian)
4. *STO Gazprom 18000.1-001-2014. Edinaya sistema upravleniya ohranoj truda i promyshlennoj bezopasnostyu v OAO «Gazprom»* [United system of labor safety and industrial safety management at the OJSC "Gazprom" (authorized on July 28, 2014, no. 358)]. Moscow, 2005.
5. *Order of the government of the RF «Ob Energeticheskoy strategii Rossii na period do 2030 goda»* [Energy Strategy of Russia up to 2030 (signed on 13.11.2009, no. 1715-r)]. Moscow, 2009. (In Russian)
6. Puzhailo A.F. *Diagnostika oborudovaniya kompressornykh stancij* [Diagnostics of gas compressor station equipment]: monograph. N. Novgorod: Istok, 2013. 299 p. (In Russian)
7. Kryukov O.V., Serebryakov A.V. Analysis of forecasting results of the technical states of electrical gas compressor units. *Elektrotekhnicheskie sistemy i komplekсы* [Electrotechnical Systems and Complexes]. 2016, no. 1(30). pp. 39–44. [https://doi.org/10.18503/2311-8318-2016-1\(30\)-39-44](https://doi.org/10.18503/2311-8318-2016-1(30)-39-44). (In Russian)
8. Rubcova I.E., Babichev S.A. Control and monitoring of electric drives of gas compressor units in terms of stochastic disturbances. *Aktualnye voprosy avto-matizirovannogo ehlektroprivoda* [Topical issues of automated electric drive]. 2014, no. 3(2), pp. 209–215. (In Russian)
9. Babanova I.S. Application of an artificial neural network to predict temperature at the exit of the air cooler unit of gas for a gas compressor station of the main gas pipeline. *Mezhdunarodnyj nauchno-issledovatel'skij zhurnal* [International research journal]. 2016, no. 3(45), part 2, pp. 6–9. <https://doi.org/10.18454/IRJ.2016.45.090>. (In Russian)
10. Ustinov D.A., Babanova I.S. Justification of the choice of the electricity tariff for consumers taking into account controlled load consumers. *Promyshlennaya ehnergetika* [Industrial energy]. Moscow, 2016, no. 11, pp. 9–16. (In Russian)
11. Abramovich B.N., Babanova I.S. Forecasting system of energy consumption using an artificial neural network. *Gornye nauki i tekhnologii* [Mining science and technology]. Moscow, MISIS, 2016, no. 2, pp. 66–77. (In Russian)
12. Babanova I.S., Ustinov D.A. Development of model of an artificial neural network to control and forecast the power consumption modes of mining enterprises. *Ehlektrounergetika glazami molodezhi – 2016: materialy VII Mezhdunarodnoj nauchno-tekhnicheskoy konferencii, 19–23 sentyabrya 2016, Kazan'* [Electrical engineering from the point of view of the youth – 2016: proceedings of the VII international scientific and technical conference, September 19–23, 2016, Kazan]. Kazan: Kazan state energy university, 2016, iss. 3, vol. 2, pp. 47–50. (In Russian)
13. Babanova I.S. Application of an artificial neural network to predict the temperature of exit temperature of the air-cooling gas unit for the gas compressor station of the main gas pipeline. *Mezhdunarodnyj nauchno-issledovatel'skij zhurnal* [International research journal]. 2016, no. 3(45), part 2, pp. 6–9. <https://doi.org/10.18454/IRJ.2016.45.090>. (In Russian)
14. Babanova I.S. Development of strategic planning of electrical power system on the basis of comparative analysis of different forecasting methods of electrical energy consumption. *Operativnoe upravlenie v ehlektroehnergetike* [Operational management in power industry]. 2017, vol. 3, pp. 48–57. (In Russian)
15. Abramovich B.N., Babanova I.S. Application of artificial neural networks in the teaching process of electrical engineering courses. *Sovremennye obrazovatelnye tekhnologii v prepodavanii estestvenno-nauchnykh i gumanitarnykh disciplin: sbornik nauchnykh trudov II Mezhdunarodnoi nauchno-metodicheskoi konferentsii, 09–10 aprelya 2015* [Modern educational technologies in teaching of natural Sciences and the Humanities: collection of scientific papers of the II international scientific conference, April 09–10, 2015]. Sankt-Petersburg, 2015, pp. 229–234. (In Russian)
16. A. Blinov, Y. Zhukovsky. Integrated system of safety and performance efficiency assessment of electromechanical equipment. *Journal of Fundamental and Applied Sciences*, 2016, 8(2S), 2185–2196.
17. Y. Zhukovskiy and N. Koteleva. A method of definition of life-cycle resources of electromechanical equipment. IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering. 124(2016) 012172.
18. Kozyaruk A.E., Zhukovskiy Yu.L. Maintenance system of electromechanical equipment and machines by the actual state. *Gornoe oborudovanie i ehlektromekhanika* [Mining equipment and electrical engineering]. 2014, no. 10, pp. 8–14. (In Russian)
19. Y. Zhukovskiy and N. Koteleva. Automated system for definition of life-cycle resources of electromechanical equipment IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering. 177(2017)012014.
20. Korolev N.A. Diagnostics system of an AC electric motor based on the complex parameter analysis. *Aktual'nye problemy povysheniya ehffektivnosti i bezopasnosti ehkspluatatsii gornoshahtnogo i neftepromyslovogo oborudovaniya* [Urgent problems of improving the efficiency and safe operation of oil mining equipment]. 2016, no. 1, pp. 236–242. (In Russian)
21. N.A. Korolev and S.V. Solov'ev. AC motor diagnostics system based on complex parametric analysis IOP Conference Series: Materials Science and Engineering; Tomsk; 2016; Vol. 177. conference 1. Available at: <http://iopscience.iop.org/1757-899X/177/1/012007>.
22. Zarickij S.P. *Diagnostika gazoperekachivayushchih agregatov* [Diagnostics of gas compressor units]. Moscow, Gulibkin University of oil and gas, 2003. 598 p.
23. Antropov P.G., Dolina O.N., Shvarc A.Yu. A method of fault diagnostics of gas compressor units using hybrid intelligent systems. *Vestnik Samarskogo gosudarstvennogo aehrokosmicheskogo universiteta* [Vestnik of Samara state air-space university]. 2014, no. 5(47), pp. 75–84. (In Russian)

Бабанова И.С., Жуковский Ю.Л., Королев Н.А. Способ управления режимами на основе нейросетевого диагностирования неисправностей и оценки технического состояния электроприводного газоперекачивающего агрегата // *Электротехнические системы и комплексы*. 2017. № 3(36). С. 47–54. [https://doi.org/10.18503/2311-8318-2017-3\(36\)-47-54](https://doi.org/10.18503/2311-8318-2017-3(36)-47-54)

Babanova I.S., Zhukovsky Yu.L., Korolev N.A. Method Of Mode Control Based On The Neural Network Fault Diagnosis And Evaluation Of The Technical Condition Of Electrically Driven Gas Pumping Unit. *Elektrotekhnicheskie sistemy i komplekсы* [Electrotechnical Systems and Complexes], 2017, no. 3(36), pp. 47–54. (In Russian). [https://doi.org/10.18503/2311-8318-2017-3\(36\)-47-54](https://doi.org/10.18503/2311-8318-2017-3(36)-47-54)