

## Применение нейронных сетей для определения остаточного ресурса безотказной работы насосного оборудования нефтегазовой промышленности

К.Н. Абраменкова\*, Д.Г. Леонов\*\*

РГУ нефти и газа (НИУ) им. И.М. Губкина, г. Москва

E-mail: \*abramenkova.kristina.98@mail.ru, \*\*dl@asugubkin.ru

**Аннотация.** Разработан методический подход для систем, нуждающихся в вибродиагностике, к определению остаточного ресурса безотказной работы насосных агрегатов с применением нейронных сетей и алгоритмов аппроксимации. Данный подход определяет состояние агрегата в реальном времени на основании данных, полученных при вибродиагностическом контроле, с использованием обученной нейросети.

**Ключевые слова:** остаточный ресурс, прогнозирование, дефекты, контроль, насосное оборудование, вибродиагностика, виброскорость, нейронные сети.

**Для цитирования:** Абраменкова К.Н., Леонов Д.Г. Применение нейронных сетей для определения остаточного ресурса безотказной работы насосного оборудования нефтегазовой промышленности // Актуальные проблемы нефти и газа. 2020. Вып. 1(28). С. 7. <https://doi.org/10.29222/ipng.2078-5712.2020-28.art7>

Нефтегазовое оборудование принадлежит к категории промышленных объектов, в которых выходы из строя (в большинстве случаев) взаимосвязаны с крупным материальным и экологическим ущербом. Во время эксплуатации трубопровода отказ насосного оборудования может привести к загрязнению окружающей среды, огромному финансовому ущербу и даже к человеческим жертвам. В настоящее время возможности традиционных методов расчета на прочность достигли предела, и ситуация требует разработки и применения новых способов оценки состояния нефтегазового оборудования. Разумеется, сюда входят и методы расчета остаточного ресурса, так как они являются важнейшей задачей прогнозирования в области диагностики технического оборудования. Опыт использования нефтегазового оборудования показал, что неожиданный выход из строя какой-либо детали порой может привести к серьезным аварийным ситуациям. Очевидно, что прогнозирование остаточного ресурса нефтегазового промышленного оборудования является важной задачей нефтегазовой отрасли.

Центробежные насосы представляют собой основной вид нагнетательного оборудования для перекачки нефти по трубопроводам и применяются на нефтяных станциях любого типа. На нефтеперекачивающей станции (НПС) измерение параметра

вибрации в насосных агрегатах при вибродиагностическом контроле происходит путем установления среднего квадратического значения (СКЗ) виброскорости на корпусах подшипниковых опор насоса и электродвигателя в рабочей полосе частот от 10 до 1000 Гц. СКЗ представляет действующее значение от суммы всех гармоник сигнала вибрации. Один раз в три года специалистом-вибродиагностом проводится анализ спектра вибрации с выездом на объект [1].

В некоторых случаях оператору недостаточно следить лишь за значением СКЗ виброскорости: при одном уровне СКЗ спектр вибрации может содержать в себе разный набор гармоник, характеризующий различное техническое состояние насосного агрегата. Детальную обработку спектра вибрации необходимо проводить в режиме реального времени, так как максимальная полнота диагностической информации будет способствовать предотвращению возможных поломок (отказов) насосного оборудования.

Одним из ключевых параметров насосного оборудования является время его безаварийной эксплуатации. Исходя из него и эксплуатационных характеристик, можно определить остаточный ресурс работы насосного оборудования в процентах –  $t_{\text{ост.}\%}$ . Оценку данного показателя предлагается производить с помощью нейронной сети. На его основе рассчитывается остаточный ресурс в часах (машинных):

$$t_{\text{ост.ч.}} = \frac{(t_{\text{нараб.ч.}} * t_{\text{ост.}\%})}{100\%}, \quad (1)$$

где  $t_{\text{ост.ч.}}$  – остаточный ресурс работы насоса в часах;  $t_{\text{нараб.ч.}}$  – время наработки с момента ввода в эксплуатацию или с капитального ремонта в часах.

Далее необходимо рассчитать, исходя из вышеперечисленных величин, остаточный ресурс работы насосного оборудования в годах. Он вычисляется по формуле:

$$T = \frac{(t_{\text{эксплуат.г.}} * t_{\text{ост.ч.}})}{t_{\text{нараб.ч.}}}, \quad (2)$$

где  $T$  – остаточный ресурс работы насосного оборудования в годах;  $t_{\text{эксплуат.г.}}$  – время эксплуатации в годах [2].

Полученная оценка остаточного ресурса должна быть больше, чем необходимый (обязательный) ресурс работы, либо срок до ближайшего капитального ремонта, либо срок до запланированной замены агрегата. В иной ситуации расчетный остаточный ресурс окажется меньше требуемого. В этом случае требуется провести дополнительное

обследование. Для насосов всех типов существуют свои нормированные значения для каждого контролируемого параметра. Перед тем как конкретизировать исходную задачу, необходимо рассмотреть нормы вибрации насосов. Для стационарных насосов они регламентируются ГОСТ Р ИСО 10816-3-99. Классификация машин проходит по их виду, мощности и высоте (точнее – по оси) вращения вала. Было установлено, что рассматриваемый нефтяной насос магистрального типа относится к группе № 1, в которой установлены следующие критерии: диапазон мощности машины – 300–50000 кВт, высота оси вращения вала – более 315 мм [3]. Данной группе соответствует табл. 1 вышеупомянутого государственного стандарта, исходя из которой при номинальном режиме работы вибрационная техническая характеристика насоса (агрегата) – СКЗ для данного насоса не должна превышать 4,5 мм/с.

Таблица 1

**Границы зон вибрационного состояния для машин группы № 1**

Класс опоры	Граница зон	СКЗ перемещения, мкм	СКЗ скорости, мм/с
Жесткие	A/B	29	2,3
	B/C	57	4,5
	C/D	90	7,1
Податливые	A/B	45	3,5
	B/C	90	7,1
	C/D	140	11,0

В процессе исследования было выделено шесть классов проблем магистральных насосных агрегатов (МНА), которые можно выявить при анализе спектра вибрации. Каждый класс включает в себя один или несколько дефектов, которые напрямую связаны с одной или с несколькими частотами вибрации. Если в классе больше одного дефекта, это означает, что при сигнальном значении отвечающей за этот класс гармоники следует проверить каждый из дефектов. В табл. 2 представлен структурированный перечень проблем в зависимости от частоты, а также кратко изложены способы их решения с дополнительными комментариями.

Таблица 2

**Зависимость дефекта насосного агрегата от частоты вибрации**

№	Частота, Гц	Проблема	Решение	Комментарий
1	25	Узел подшипника скольжения	Ремонт подшипника	–
2.1	50	Нарушение балансировки ротора	Выполнить повторную балансировку ротора насоса	–
2.2	50, 100	Неисправность электромагнитного типа	Отцентровать статор электродвигателя	Скачкообразность магнитного потока и воздушных зазоров между статором и ротором, межвитковое замыкание обмотки
3.1	100	Расцентровка насоса	Ротор подлежит сносу	–
3.2	100	Овальность шейки валов	Ротор подлежит сносу	–
3.3	100	Трещина в вале насоса	При подтверждении наличия трещины более 10 мм в сторону зуба вал бракуется	Для исключения или подтверждения необходимо провести дефектоскопическое обследование вала
4.1	300/350	Неисправность в теле насоса	Требуется дополнительная диагностика для выявления типа неисправности	–
4.2	300/350	Скачкообразный шаг между лопатками рабочего колеса или разная толщина лопаток	Монтаж лопаток рабочего колеса	–
5	350–450	Нарушение в торцевом уплотнении	Ремонт	–
6.1	500–1000	Кавитация	Повысить давление на входе в насос	–
6.2	500–1000	Вихревые образования	Повысить давление на входе в насос	Во время обтекания лопаток рабочего колеса или языка спирального отвода

Исходя из проделанного анализа, было принято решение контролировать определенные тринадцать параметров частоты виброскорости из всего спектрального диапазона: 25, 50, 100, 300, 350, 400, 450, 500, 600, 700, 800, 900, 1000 Гц. Именно

эти значения являются определяющими в задаче выявления дефекта насосного оборудования.

Для определения состояния оборудования предлагается использование искусственных нейронных сетей, преимуществом которых является возможность определять очаг повреждения и его вид (подразумевается обнаружение проблем среди выделенных шести классов), возможность работы с поврежденными или зашумленными данными и способность обучаться и достаточно быстро переобучаться по экспериментальным данным [4].

При решении задачи определения вида дефекта оборудования был обозначен входной вектор, состоящий из 13 входных значений, представляющих собой амплитуды выделенных ранее значимых виброчастот спектра вибрации, и выходной вектор из 6 значений, отвечающих за каждый из классов-проблем объекта. Для того чтобы оценить техническое состояние насосного оборудования, рационально использовать диагностический параметр, который будет интегрально характеризовать состояние оборудования. Для предсказания возникновения аварийных ситуаций был введен интегральный диагностический параметр поврежденности:

$$D = F(\sum_{m=1}^n w_m D_m), \quad (3)$$

где  $w$  – весовой коэффициент диагностического параметра нейронной сети (подстраивается с каждой новой итерацией самой сетью);  $n$  – количество входных значений в нейронной сети;  $D_m$  – количественный показатель каждого отдельного объекта оборудования (в нашем случае – это значения выделенных виброчастот).

Основное достоинство интегрального показателя заключается в его способности не только определять неисправность, но и разграничивать уровень повреждения оборудования. На основании такого разграничения можно судить о том, в каком состоянии находится агрегат, а следовательно, и определять время, которое он еще в состоянии отработать, то есть его остаточный ресурс.

В пакете прикладных программ MATLAB для решения задач технической направленности разработчиками был загружен пакет Neural Network Toolbox (NNT), задачей которого является работа с нейронными сетями. Для построения нейронной сети необходимо наличие исходных данных, являющихся выборкой значений входного и выходного вектора, на основании которых сеть будет обучена. НПС предоставила данные, представляющие собой результаты измерения виброскорости МНА. На рис. 1 приведен

визуальный пример спектра вибрации, где белым цветом показано, как ведет себя интересующий нас параметр – виброскорость в зависимости от частоты вибрации в диапазоне от 0 до 1000 Гц. Несмотря на кажущиеся резкие повышения уровня виброскорости в полосе частот при 100 и 350 Гц, их значения не превышают заданную норму, поэтому данный пример показывает стационарную работу насоса без наличия каких-либо дефектов.

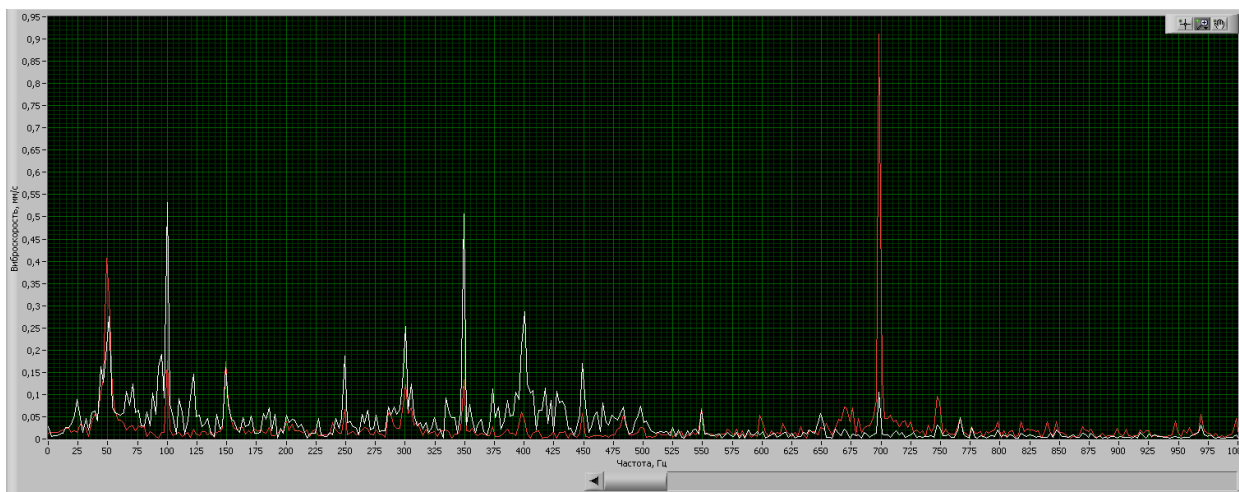


Рис. 1. Спектр вибрации МНА

Очевидно, что большинство полученных данных представляют собой векторы значений стационарной работы насоса без наличия дефектов. Однако для обучения нейронной сети выборка должна содержать в себе набор векторов, которые будут характеризовать различные состояния насосного агрегата. Поэтому было принято решение искусственным путем добавить к исходным данным векторы со значениями, определяющими работу насоса с различными степенями развития каждого из дефектов. Лишь при таком условии входные данные будут представлять полноценную совокупность значений для обучения нейронной сети. Скриншот примера таблицы обучающей выборки показан на рис. 2. Данная выборка состоит из 777 строк и 19 столбцов (13 входных и 6 выходных).

Следующий вопрос относится к вектору выходных значений. Ранее было решено использовать интегральный показатель для выявления дефектов и расчета значения остаточного ресурса. Наиболее рационально распределить данный коэффициент в диапазоне от 0 до 1. Ноль дает понять, что значение уровня вибрации превысило или сравнялось с установленной границей, то есть процентный показатель прогноза

25	50	100	300	350	400	450	500	600	700	800	900	1000	№ 1	№ 2	№ 3	№ 4	№ 5	№ 6
0.1	0.27	0.53	0.26	0.51	0.29	0.17	0.07	0.02	0.11	0.02	0.01	0.01	0.978	0.94	0.882	0.942	0.928	0.991
0.08	0.3	0.25	0.27	0.65	0.31	0.05	0.07	0.02	0.21	0.03	0.001	0.01	0.982	0.933	0.944	0.94	0.925	0.987
5.0025	0.0174	0.132	0.179	0.158	0.198	0.06	0.124	0.026	0.268	0.099	0.255	0.207	0	0.996	0.971	0.96	0.969	0.964
7.4257	0.2996	0.12	0.107	0.043	0.03	0.146	0.025	0.006	0.16	0.155	0.252	0.028	0	0.933	0.973	0.976	0.984	0.977
3.1721	0.0692	0.259	0.054	0.149	0.164	0.079	0.146	0.077	0.215	0.201	0.196	0.17	0.295	0.985	0.943	0.988	0.971	0.963
5.0059	0.2812	0.194	0.12	0.267	0.04	0.104	0.083	0.006	0.293	0.146	0.054	0.112	0	0.938	0.957	0.973	0.97	0.974
6.0658	0.2933	0.139	0.233	0.235	0.274	0.14	0.269	0.212	0.013	0.248	0.051	0.019	0	0.935	0.969	0.948	0.952	0.97
4.9749	0.0549	0.2	0.21	0.162	0.102	0.283	0.16	0.264	0.082	0.006	0.235	0.02	0	0.988	0.956	0.953	0.959	0.972
7.2902	0.2639	0.075	0.145	0.216	0.298	0.131	0.231	0.163	0.273	0.257	0.26	0.169	0	0.941	0.983	0.968	0.952	0.95
2.8612	0.0206	0.046	0.252	0.069	0.168	0.04	0.02	0.084	0.274	0.11	0.223	0.289	0.364	0.995	0.99	0.944	0.979	0.963
5.4401	0.2166	0.086	0.175	0.24	0.242	0.061	0.058	0.087	0.119	0.028	0.288	0.278	0	0.952	0.981	0.961	0.96	0.968
6.9248	0.0273	0.065	0.097	0.189	0.04	0.217	0.12	0.241	0.09	0.176	0.132	0.182	0	0.994	0.985	0.978	0.967	0.965
5.6003	0.2468	0.211	0.04	0.089	0.042	0.223	0.062	0.187	0.026	0.166	0.182	0.172	0	0.945	0.953	0.991	0.974	0.971
3.1435	0.0785	0.063	0.123	0.005	0.044	0.109	0.189	0.288	0.194	0.02	0.209	0.175	0.301	0.983	0.986	0.973	0.988	0.96
4.3791	0.1936	0.069	0.112	0.099	0.284	0.122	0.266	0.139	0.202	0.041	0.146	0.286	0.027	0.957	0.985	0.975	0.963	0.96
7.9119	0.0703	0.281	0.259	0.296	0.273	0.118	0.283	0.03	0.152	0.235	0.085	0.195	0	0.984	0.937	0.942	0.949	0.964
1.2325	0.0877	0.27	0.144	0.006	0.256	0.221	0.236	0.228	0.293	0.086	0.248	0.257	0.726	0.981	0.94	0.968	0.964	0.95
7.3881	0.1084	0.266	0.241	0.053	0.021	0.13	0.025	0.298	0.291	0.197	0.039	0.284	0	0.976	0.941	0.946	0.985	0.958
0.0956	1.8269	0.263	0.177	0.232	0.127	0.253	0.254	0.102	0.267	0.23	0.284	0.076	0.979	0.594	0.942	0.961	0.955	0.955
0.215	5.8672	0.112	0.296	0.26	0.255	0.081	0.126	0.047	0.097	0.121	0.053	0.194	0.952	0	0.975	0.934	0.956	0.976
0.0656	8.0664	0.023	0.031	0.19	0.009	0.155	0.053	0.03	0.291	0.209	0.275	0.125	0.985	0	0.995	0.993	0.974	0.964
0.1654	6.8128	0.242	0.162	0.165	0.043	0.059	0.19	0.133	0.167	0.002	0.288	0.232	0.963	0	0.946	0.964	0.98	0.963
0.1626	4.1474	0.279	0.219	0.002	0.022	0.271	0.201	0.093	0.039	0.27	0.036	0.072	0.964	0.078	0.938	0.951	0.978	0.974
0.0364	2.5419	0.21	0.246	0.153	0.038	0.177	0.051	0.094	0.037	0.087	0.258	0.111	0.992	0.435	0.953	0.945	0.973	0.976
0.1484	4.2995	0.054	0.277	0.1	0.282	0.027	0.033	0.113	0.128	0.299	0.191	0.057	0.967	0.045	0.988	0.939	0.97	0.97

Рис. 2. Скриншот таблицы обучающей выборки

остаточного ресурса равен 0, а единица подразумевает под собой отсутствие каких-либо проблем на объекте, и, следовательно, остаточный ресурс работы насосного оборудования равен 100%.

Зная текущее значение наработки и процентный показатель остаточного ресурса, по формулам (1) и (2) можно рассчитать значение остаточного ресурса в машинных часах и в годах. Важно отметить, что данная методика позволяет спрогнозировать остаточный ресурс без глубоких и, как правило, долгих исследований определения зависимости параметров насосного агрегата от частоты отказов.

Однако просто цифры на выходе нейронной сети – неудобный показатель для оператора, который будет контролировать процесс работы обученной сети, поэтому после того, как сеть выдала значение интегрального показателя, его следует преобразовать в название класса проблемы с рассчитанной величиной остаточного ресурса. Итак, главная задача нейронной сети – выдать корректное значение интегрального показателя. Если условия для нижней и верхней границы ясны, то со значениями между границами не все так просто. В данной ситуации все будет определять сама сеть, а ее ответ, очевидно, будет зависеть от характеристик сети и от входных и выходных данных.

На вход нейронной сети подается 13 численных значений виброскорости в определенных частотах, а на выход – соответствующий интегральный показатель (тоже число) каждого класса проблемы. То есть после аппроксимации данных сеть будет способна выдавать корректный и качественный ответ по любым входным данным.

Двухслойная сеть прямой связи с сигмоидными скрытыми нейронами и линейными выходными нейронами хорошо подходит для задач многомерного отображения при наличии согласованных данных и достаточного количества нейронов в скрытом слое. Сеть будет обучаться с использованием алгоритма Левенберга–Марквардта. Этот алгоритм обычно требует больше памяти, но меньше времени выполнения. Обучение автоматически останавливается, когда показатель точности перестает улучшаться, на что указывает увеличение среднеквадратичной ошибки проверочных выборок. В случае если памяти окажется недостаточно, будет использоваться масштабное обратное распространение сопряженного градиента.

На рис. 3 и 4 графически показаны значения средней квадратичной ошибки MSE и показателя регрессии R во время обучения, проверки и тестирования. Средняя квадратичная ошибка – это средняя квадратическая разница между результатами и целями. Чем ниже значения, тем лучше. Ноль означает отсутствие ошибки. Значения показателя регрессии R измеряют корреляцию между результатами и целями. Значение R, равное 1, означает близкую взаимосвязь, 0 – случайную взаимосвязь. В рассматриваемом примере значение MSE близко к нулю (пятый порядок), следовательно, ошибка очень мала, а регрессия R почти равна единице.

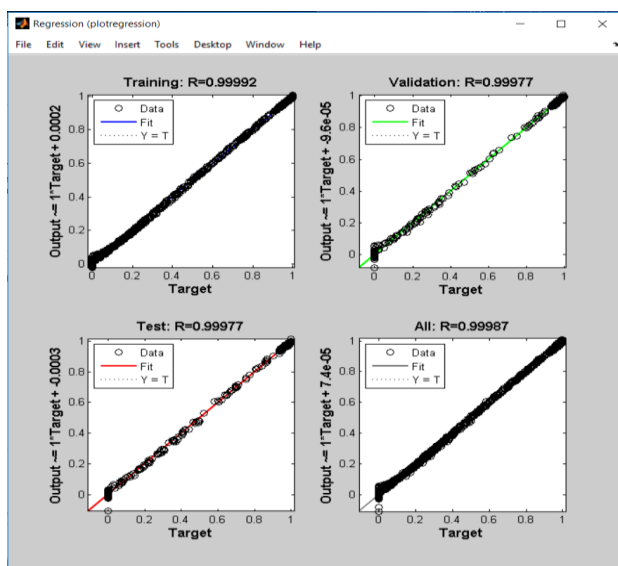


Рис. 3. Окно коэффициента регрессии

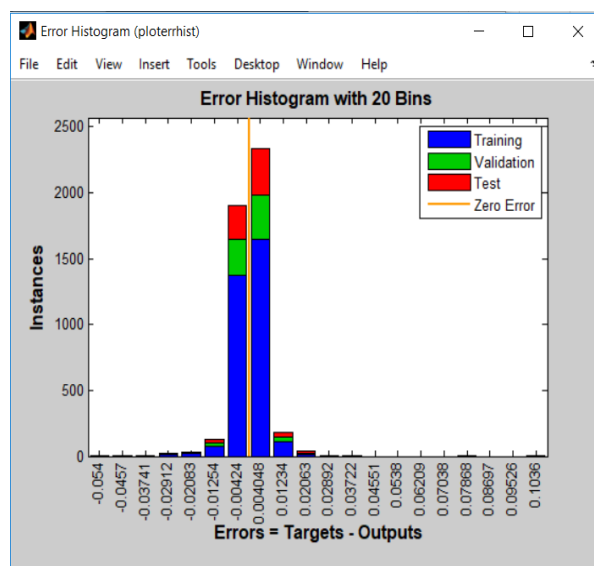


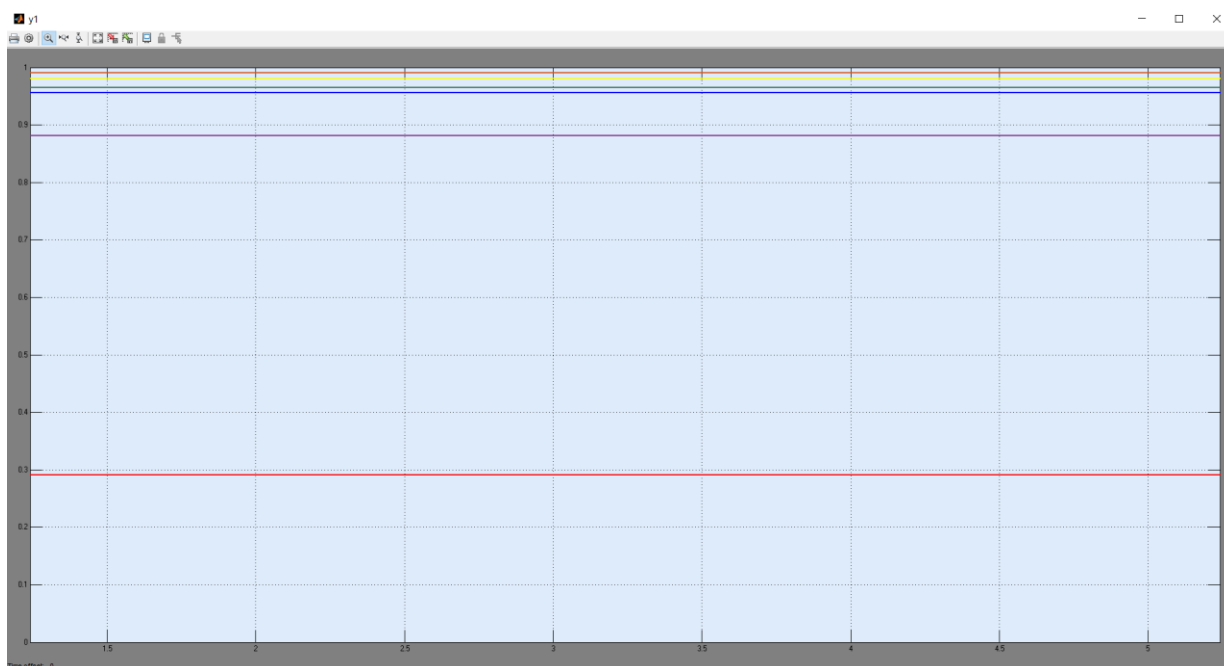
Рис. 4. Окно с гистограммой ошибок



Как говорилось ранее, очевидно, что значение интегрального показателя на выходе нейронной сети – не самый удобный конечный вариант для того, кто будет пользоваться данной системой (так как сложно понять, какое число принадлежит к тому или иному классу проблем). К решению этого вопроса можно подойти с двух сторон. Первая подразумевает визуальное решение – оператор видит графические изменения показаний. Второй – более практичный и точный способ – значения экспортируются в файл, за которым следит тот же работник. Рассмотрим более подробно данные методы.

Пакет прикладных программ MATLAB предлагает возможность работать в программе Simulink. Моделирование в Simulink представляет собой реализацию принципа визуального программирования – пользователь имеет возможность создавать из стандартных блоков модели устройств и осуществлять различные расчеты.

Таким образом можно представить работу нейронной сети в одном блоке, в который на вход будут поступать соответствующие данные. На выходе данной системы устанавливается осциллограф Scope, который позволяет визуальным образом следить за изменением выходных значений нейронной сети. Пример работы осциллографа представлен на рис. 5, где можно заметить даже невооруженным взглядом появление различных проблем в работе оборудования (линия, соответствующая какой-либо проблеме, будет опускаться – стремиться к нулю).



**Рис. 5.** Пример работы осциллографа со значениями интегральных показателей для каждого класса проблем оборудования

По условию задачи в программную реализацию был включен расчет остаточного ресурса насосного оборудования, в котором выходные значения нейронной сети преобразовываются в значения остаточного ресурса. В результате обработки данных в текстовый файл экспортируются все классы выделенных проблем и для каждого класса – посчитанный в годах остаточный ресурс. Пример вывода в файл выглядит следующим образом:

1. Узел подшипника скольжения: 0.16945;
2. Нарушение балансировки ротора / Неисправность электромагнитного типа: 1.9048;
3. Расцентровка насоса / Овальность шейки валов / Трещина в вале насоса: 0.031593;
4. Неисправность в теле насоса / Скачкообразный шаг между лопатками или их разная толщина: 1.9937;
5. Нарушение в торцовом уплотнении: 1.9563;
6. Кавитация / Вихревые образования: 0.030068.

Здесь видно, что остаточный ресурс почти равен нулю в 1, 3 и 6 классах проблем. В остальных ситуациях он приближен к 100%, и при переводе на количество лет получаем значение, практически равное значению текущей наработки – 2 года.

Таким образом, имея доступ к данным значения виброскорости насосного агрегата, можно всегда оценить состояние машины. Возможным направлением развития системы является перевод на автоматический (пакетный) режим работы в целях интеграции в существующие системы диспетчерского управления [5].

В проделанной работе были рассмотрены основные уязвимые места при вибродиагностике на НПС. По итогам анализа предложен и создан прототип системы, в котором решена задача прогнозирования остаточного ресурса и определения класса проблем насосного оборудования. Основным элементом полученного прототипа – нейронная сеть, реализованная в пакете прикладных программ MATLAB. На выходе системы формируется вектор интегральных коэффициентов. В программном блоке, на основании значений полученного вектора и значений наработки агрегата, реализован непосредственный расчет остаточного ресурса оборудования. Представленный методический подход может быть применен для всех систем и агрегатов, нуждающихся в вибродиагностике.

### Литература

1. ГОСТ Р ИСО 2041-2012 Вибрация, удар и контроль технического состояния. Термины и определения. Введ. с 01.12.2013. М.: Стандартинформ, 2014.
2. *Агишев В.Н., Трунин О.Н., Кушнаренко В.М.* Определение остаточного ресурса насосно-компрессорного оборудования // Вестник Оренбургского гос. ун-та. 2009. № 9(103). С. 132–134.
3. ГОСТ Р ИСО 10816-3-99 Вибрация. Контроль состояния машин по результатам измерений вибрации на невращающихся частях. Введ. с 01.07.2000. М.: Стандартинформ, 2005.
4. *Николаева С.Г.* Нейронные сети. Реализация в Matlab: Учеб. пособие. Казань: Казан. гос. энерг. ун-т, 2015. 92 с.
5. *Леонов Д.Г.* Методы, модели и технологии разработки и интеграции распределенных гетерогенных программно-вычислительных комплексов в транспорте газа. М.: ИЦ РГУ нефти и газа (НИУ) им. И.М. Губкина, 2017. 196 с.

# Using neural networks to determine the residual life of a fail-safe pumping equipment for the oil and gas industry

K.N. Abramenkova\*, D.G. Leonov\*\*

Gubkin Russian State University of Oil and Gas (National Research University), Moscow  
E-mail: \*abramenkova.kristina.98@mail.ru, \*\*dl@asugubkin.ru

**Abstract.** A methodological approach is developed for systems that need vibration diagnostics to determine the residual life of failure-free operation of pumping units using neural networks and approximation algorithms. This approach determines the state of the unit in real time on the basis of data obtained during vibrodiagnostic monitoring using a trained neural network.

**Keywords:** residual resource, forecasting, defects, control, pump equipment, vibration diagnostics, vibration speed, neural networks.

**Citation:** Abramenkova K.N., Leonov D.G. Using neural networks to determine the residual life of a fail-safe pumping equipment for the oil and gas industry // Actual Problems of Oil and Gas. 2020. Iss. 1(28). P. 7. <https://doi.org/10.29222/ipng.2078-5712.2020-28.art7> (In Russ.).

## References

1. GOST R ISO 2041-2012 Vibration, shock and control of technical condition. Terms and definitions. Intr. 12/01/2013. Moscow: Standartinform, 2014. (In Russ.).
2. Agishev V.N., Trunin O.N., Kushnarenko V.M. Determination of remaining life of pump-and-compressor equipment // Vestnik Orenburgskogo Gosudarstvennogo Universiteta. 2009. No. 9(103). P. 132–134. (In Russ.).
3. GOST R ISO 10816-3-99 Vibration. Monitoring the condition of machines according to the results of vibration measurements on non-rotating parts. Intr. 07/01/2000. Moscow: Standartinform, 2005. (In Russ.).
4. Nikolaeva S.G. Neural networks. Implementation in Matlab: Textbook. Kazan: Kazan State Energy University, 2015. 92 p. (In Russ.).
5. Leonov D.G. Methods, models and technologies for the development and integration of distributed heterogeneous software and computer systems in gas transport. Moscow: Gubkin University, 2017. 196 p. (In Russ.).