

# РАЗРАБОТКА И ТЕСТИРОВАНИЕ БЛОКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ДЛЯ СИСТЕМЫ КОНТРОЛЯ ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ ЭЛЕКТРОМЕХАНИЧЕСКОГО ОБОРУДОВАНИЯ

**П.И. Степанов**

*Новоуральский технологический институт – филиал Национального исследовательского ядерного университета «МИФИ», г. Новоуральск*

В работе описана система контроля технического состояния электромеханического оборудования с блоком принятия решений на основе нейронной сети. В качестве объекта контроля использовался асинхронный привод с зубчатой передачей. Принятие решений проводилось на основе комплексного анализа данных вибрации (с зубчатой передачи) и потребляемого тока асинхронным двигателем. В качестве диагностических признаков выделены виброскорость, виброускорение и ток в фазах обмотки статора приводного электродвигателя. Из выделенных диагностических признаков вычисляются коэффициенты дискретного вейвлет-преобразования (с применением материнского вейвлета Добеши, 8 уровней разложения). После чего выделяются диагностические признаки: среднеквадратические и пиковые (максимальные) значения каждого из вейвлет-коэффициентов и всего сигнала (общий уровень) по каждому диагностическому признаку. Полученное множество вейвлет-коэффициентов поступает на вход блока принятия решений. В работе приведена разработка архитектуры и программного обеспечения блока принятия решений на основе нейронной сети, а также проведено его обучение и тестирование. Нейронная сеть представляет собой 3-х-слойный персептрон с нелинейной функцией активации и алгоритмом обучения на основе обратного распространения ошибки. Каждый нейрон выходного слоя соответствует определенному техническому состоянию контролируемого объекта и указывает на вероятность этого состояния. В работе показана возможность повышения эффективности контроля технического состояния электромеханического оборудования путем использования комплексного анализа с применением интеллектуального блока принятия решений.

*Ключевые слова: неразрушающий контроль, нейронная сеть, диагностика, электропривод.*

## ВВЕДЕНИЕ

С ростом автоматизации современного производства повышаются требования к его надежности. Таким образом, контроль технического состояния оборудования становится наиболее перспективным и быстро развивающимся аспектом современного машиностроения. Широко используется асинхронный электропривод. В работах [1-4] рассмотрены вопросы контроля технического состояния электромеханического оборудования. Основной целью проведенных исследований является разработка метода и средств повышения эффективности оценки технического состояния электромеханического оборудования за счет применения комплексного контроля на основе анализа информации разной физической природы (вибрация и потребляемый ток), порождаемых отдельными элементами привода.

В работах [1-4] исследуются такие диагностические признаки, как коэффициенты вейвлет-преобразования вибрации (на примере виброскорости) и потребляемого тока приводным электродвигателем. В качестве дополнения рассмотрены также спектры виброскорости. Применение вейвлет-преобразования как метода цифровой обработки сигнала позволяет лучше визуализировать результаты анализа и выявить

некоторые скрытые от других видов анализа свойства сигнала. Например, состояние подшипников самого электродвигателя: возникновение колебаний ротора вследствие увеличения зазоров в подшипниках через изменение магнитного поля отражается на изменении вейвлет-коэффициентов тока [5].

Современный уровень развития аппаратных и программных средств позволяет проводить высококачественный сбор и обработку данных, а также отображение информации и принятие решения о состоянии оборудования. Одним из перспективных направлений развития средств контроля технического состояния оборудования является использование нейронных сетей. Требуется единый аппарат для обработки информации разной физической природы, поэтому для решения задач контроля в наибольшей степени подходят нейронные сети [4].

Таким образом, в данной работе ставится задача повышения эффективности процесса контроля технического состояния электромеханического оборудования при помощи интеллектуального блока принятия решений, обеспечив тем самым возможность перехода к гибкой, адаптивной стратегии контроля состояния и технического обслуживания электромеханического оборудования.

**ОБЪЕКТ КОНТРОЛЯ И РЕГИСТРИРУЮЩАЯ АППАРАТУРА**

В качестве объекта контроля использовался лабораторный стенд (асинхронный привод с червячной передачей). Мощность асинхронного электродвигателя  $P=0,18$  кВт. Частота вращения  $n=1350$  об/мин. Червячный редуктор МЧ-40М-31,5-47,6-51-5-1С-У3. Нагрузка на выходном валу червячного редуктора  $M=32$  Н·м. В лабораторных условиях были выявлены и воспроизведены следующие неисправности: уменьшение пятна контакта зубчатой передачи, расцентровка зубчатой передачи, задевания в зоне зацепления, задевания на валу приводного двигателя, дисбаланс ротора, ослабление фундамента (крепления), отсутствие смазки.

В качестве устройства сбора данных использовались приборы PXI (National Instruments). Была проведена оценка погрешности данной системы: относительная погрешность измерений вибрационного сигнала составила  $\delta v = \pm 13\%$  (вибропреобразователь AP2019), относительная погрешность измерений сигналов тока –  $\delta t = \pm 1,9\%$  (датчики тока LEM LA-55P). Схема подключения датчиков к устройству сбора данных приведена на рис. 1.

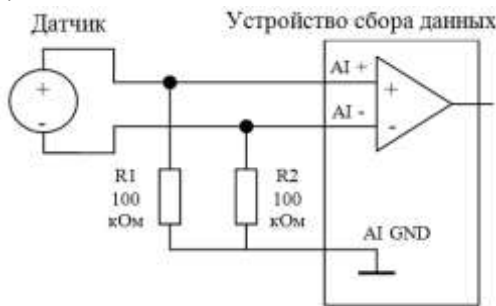


Рис. 1. Схема подключения одного датчика к устройству сбора данных

Датчики тока устанавливались в блоке управления электродвигателем (на две фазы), а датчик вибрации – в контрольной точке на зубчатом редукторе в соответствии с ГОСТ Р ИСО 13373-1-2009.

Вычисление коэффициентов дискретного вейвлет-преобразования проводилось при помощи разработанного программного обеспечения в среде LabView (блок сбора и обработки данных). Достоверность проведенного вычисления подтверждена в программной среде MatLab с помощью инструментария Wavelet Toolbox.

**РАЗРАБОТКА АРХИТЕКТУРЫ БЛОКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ**

На основе применения основных принципов построения систем принятия решений разработана модель распознавания технических состояний электромеханического оборудования на базе 3-х-

слойного нейросетевого классификатора (рис. 2) с нелинейной функцией активации вычислительных элементов в слое (биполярный сигмоид) и алгоритмом обучения на основе обратного распространения ошибки. Предложенная модель способна вырабатывать решение о состоянии объекта на различные сочетания диагностических признаков, которые ранее в обучающей выборке не встречались, и тем самым повышая достоверность распознавания технического состояния оборудования.

Разработанная архитектура включает в себя входной слой (80 нейронов, обозначены  $x_1, \dots, x_b, \dots, x_n$ ), промежуточный слой (1000 нейронов, обозначены  $z_1, \dots, z_j, \dots, z_m$ ) и выходной слой (8 нейронов, обозначены  $y_1, \dots, y_k, \dots, y_p$ ). На входной слой поступает информация о текущем состоянии диагностических признаков (количество нейронов равно количеству диагностических признаков), на промежуточном слое происходит обработка данных, причем большее количество нейронов приводит в итоге к более точным результатам и уменьшению производительности работы сети в целом. На выходном слое происходит выдача решений о состоянии объекта (количество нейронов равно количеству распознаваемых состояний оборудования).

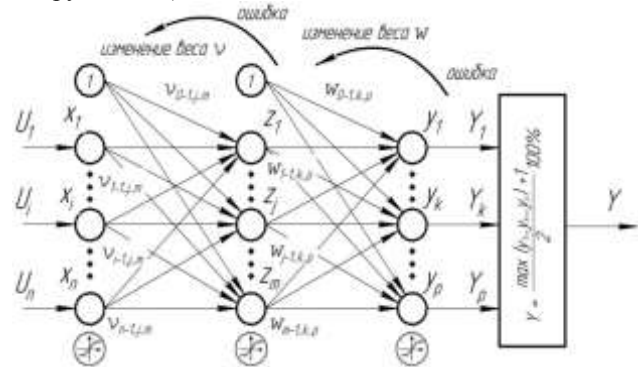


Рис. 2. Архитектура нейронной сети

Нейроны, представляющие собой выходы сети (обозначены  $Y_1, \dots, Y_k, \dots, Y_p$ ), и скрытые нейроны могут иметь смещение 1 (как показано на рис. 2). Эти смещения служат в качестве весов на связях ( $v, w$ ), исходящих от нейронов, на выходе которых всегда появляется 1. В процессе обучения сигналы распространяются в обратном направлении, где вычисляется ошибка ответа сети и происходит корректировка весовых коэффициентов  $v$  и  $w$ . Выходной сигнал  $Y$  принимает максимальное значение в %, которое соответствует конкретному техническому состоянию оборудования (вероятности этого состояния).

Блок принятия решений был реализован в виде отдельной среды с возможностью загрузки данных из

подсистемы сбора данных. Его интерфейс приведен на рис. 3.

### ОБУЧЕНИЕ БЛОКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ

Обучение и тестирование разработанной сети проводилось на основе экспериментальных данных, полученных на лабораторном стенде при имитация дефектов. Обучающая выборка включала в себя 20 признаков (общий уровень и вейвлет-коэффициенты Добеши db-8 – средние квадратические значения (далее – СКЗ) и их максимальные значения – max) по каждому информационному потоку (виброускорение, виброскорость и две фазы тока), дополненные шумовой составляющей (10-200% от среднеквадратического отклонения (далее – СКО) для виброускорения и виброскорости и 10-300% от СКО – для тока). При такой выборке проведено обучение нейронной сети (около 40000 итераций), результат которой приведен в табл. 1.

Табл. 1. Результаты обучения нейронной сети

Параметр	Значение
Число скрытых слоев	1
Число нейронов на скрытом слое	1000
Шум вибрации, % от СКО	200
Шум ток, % от СКО	300
Всего итераций	40473
Всего верных ответов	39674
Всего неверных	799
Процент верных ответов, %	98
Средняя квадратичная ошибка	0,071
Число нейронов на входном слое	80
Число нейронов на выходном слое	8

Также проведена статистическая оценка средней квадратичной ошибки  $MSE$ , определяемой как усредненная на  $n$  испытаний среднеквадратическое значение разностей между желаемой величиной выхода  $t_i$  и реально полученными на выходах сети значениями  $Y_i$  для каждого примера  $i$ . Выражение (1) характеризует эту ошибку:

$$MSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (t_i - Y_i)^2}{n}}, \quad (1)$$

где  $t_i$  – требуемый ответ от нейронной сети;  $Y_i$  – ответ, полученный в результате работы нейронной сети;  $n$  – общее число испытаний нейронной сети.

Шумовая составляющая при обучении влияет на чувствительность нейронной сети в целом. Выбранные значения шума в конечном итоге влияют на конечную достоверность ответов сети, а также на скорость обучения. Например, при неисправности «дисбаланс ротора» СКЗ вейвлет-коэффициента db тока первой фазы составило 0,682 с СКО 0,003. Увеличивая значение СКО на 300% (добавляя шумовую составляющую), меняется также чувствительность сети (в меньшую сторону), но при этом повышается точность распознавания (при

тестировании). Однако такой подход выдает хорошие результаты только при небольшом количестве распознаваемых состояний на выходе. В рамках настоящей работы увеличение шумовой составляющей является допустимой.

Для дополнительного обоснования наличия связи механических и электрических параметров приведем результаты обучения нейронной сети (одинаковой архитектуры: один скрытый слой с 1000 нейронов) при подаче на ее вход только вибрационных (табл. 2) и только токовых параметров (табл. 3).

Табл. 2. Результаты обучения нейронной сети при подаче на вход параметров виброускорения и виброскорости

Параметр	Значение
Шум вибрации, % от СКО	200
Всего итераций	64487
Всего верных ответов	62941
Всего неверных	1546
Процент верных ответов, %	97,6
Средняя квадратичная ошибка	0,081

Табл. 3. Результаты обучения нейронной сети при подаче на вход параметров тока (фаза 1 и фаза 2)

Параметр	Значение
Шум ток, % от СКО	300
Всего итераций	1114867
Всего верных ответов	897312
Всего неверных	217555
Процент верных ответов, %	80,5
Средняя квадратичная ошибка	0,5

Из полученных результатов видно, что данная архитектура нейронной сети показывает при обучении хорошие результаты при подаче на вход только вибрационных данных (табл. 2). Однако при сравнении этих результатов обучения с результатами, полученными на параметрах вибрации и тока (табл. 1) можно сделать вывод, что при меньшем количестве итераций (времени обучения), мы получаем примерно одинаковый процент правильных ответов и меньшее значение ошибки. Следовательно, обучение нейронной сети проводится наиболее эффективно при увеличении количества входных диагностических признаков.

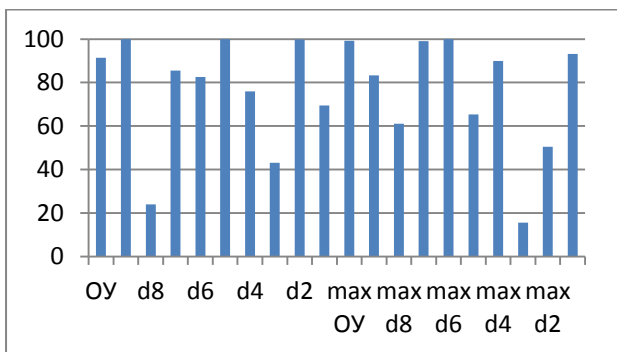
### ТЕСТИРОВАНИЕ БЛОКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ

При тестировании обученной сети на вход подавались значения диагностических признаков (80 значений), полученные в лабораторных условиях. Результаты тестирования приведены в табл. 4. Изменение шумовой составляющей обучающей выборки сильно влияет на итоговую достоверность решений сети. Выбранное значение этой составляющей привело к наилучшим результатам при тестировании (средняя достоверность около 99%).

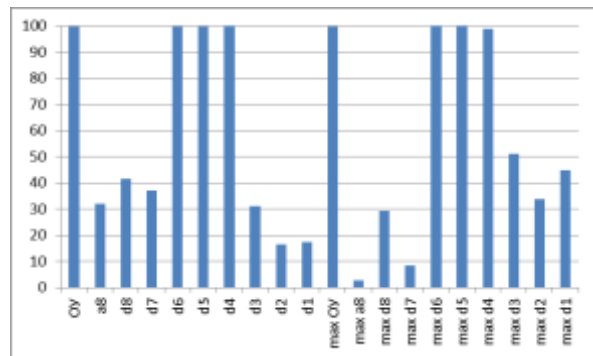
Табл. 4. Результаты тестирования нейронной сети после обучения

Входные данные	Количество испытаний	Достоверность решений сети, %
Исправное состояние	2121	100
Уменьшение пятна контакта зубчатой передачи	1067	99,6
Расцентровка зубчатой передачи	1067	98,9
Задевания в зоне зацепления	1063	100
Задевания на валу асинхронного двигателя	1062	100
Дисбаланс ротора	1063	100
Ослабление крепления	1056	100
Отсутствие смазки	1137	97,9

Важным результатом при тестировании нейронной сети было выявление диагностических признаков (вейвлет-коэффициентов), которые являются наиболее чувствительными (информативными) к изменению технического состояния электромеханического оборудования. В проведенных исследованиях (в соответствии с ГОСТ Р 8.736-2011) обоснована ценность выбранных контролируемых признаков. Если подать сигнал на один из нейронов выходного слоя и провести его через все скрытые слои к входному слою, то можно получить числовую характеристику входных нейронов, по отношению к данному выходному нейрону. Это позволяет в результате работы блока принятия решений выбирать наиболее чувствительные диагностические признаки для оценки технического состояния с уровнем доверия к этим результатам (в %). Например, для диагноза «Отсутствие смазки зубчатой передачи» (рис. 4) наиболее информативными являются вейвлет-коэффициенты a8, d5, d2 и пиковые значения общего уровня и коэффициентов d7, d6 виброускорения (99-100%), а также общий уровень, коэффициенты d6, d5, d4, пиковые значения общего уровня и коэффициентов d6, d5, d4 тока первой фазы (99-100%).



а)



б)

OY – общий уровень, max – максимальное значение

Рис. 4. Пример выделения чувствительных (на оси ординат указан уровень доверия, в %) диагностических признаков при отсутствии смазки зубчатой передачи в блоке принятия решений: а) из сигнала виброускорения, б) из сигнала тока первой фазы

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате проведенного анализа установлена возможность выбирать наиболее информативные диагностические признаки для оценки технического состояния оборудования с уровнем достоверности результатов, полученных с выхода блока принятия решений.

Таким образом, на основе анализа вейвлет-коэффициентов тока и виброускорения обеспечивается выявление вида дефекта или неисправности электромеханического оборудования опасных (на момент испытания) элементов. В данной работе показана возможность повышения эффективности контроля технического состояния электромеханического оборудования путем использования комплексного анализа с применением интеллектуального блока принятия решений.

### СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Степанов, П.И. Комплексная токовая и вибродиагностика электромеханических систем [Текст] / П.И. Степанов, С.В. Лагуткин, Ю.Р. Никитин // Интеллектуальные системы в производстве. – 2013. – № 2. – С. 160-165.
2. Степанов, П.И. Механические и электрические диагностические параметры электрических приводов [Текст] / П.И. Степанов, С.В. Лагуткин, Ю.Р. Никитин // Интеллектуальные системы в производстве. – 2014. – № 2. – С. 59-63.
3. Степанов, П.И. Алгоритм прогнозирования остаточного ресурса электромеханического оборудования на основе комплексного анализа токовых и вибрационных сигналов [Текст] / П.И. Степанов, В.В. Закураев // Омский научный вестник. – 2017. – № 3 (153). – С. 99-103.
4. Stepanov, P., and Yu. Nikitin, "Diagnostics of Mechatronic Systems on the Basis of Neural Networks with High-Performance Data Collection," *Mechatronics 2013: Recent Technological and Scientific Advances*. Springer International Publishing, Switzerland, pp. 433-440, 2014.
5. Дьяконов, В. П. Вейвлеты. От теории к практике [Текст] / В.П. Дьяконов. – 2-е изд. перераб. и доп. – М.: СОЛОН-Пресс, 2004. – 397 с.

Степанов Павел Иванович – старший преподаватель кафедры Автоматизации управления, Новоуральский технологический

институт – филиал Национального исследовательского ядерного университета «МИФИ» (НТИ НИЯУ МИФИ), тел. (34370)93805, e-mail: stepanov\_pi@mail.ru.

Входные данные		Выходные данные		Наименование таблицы	
Число узлов (включая тестовые и ИТ)	1000	Всего итераций	40473	Выборка решений	<input checked="" type="checkbox"/>
Требуемый процент верных (истории)	99.9	Всего верных ответов	39674	Выборка скорости	<input checked="" type="checkbox"/>
Число открыток слоев	1	Всего неверных	799	Ток фазы 1	<input checked="" type="checkbox"/>
Число нейронов	1000 500 100	Процент верных ответов	100	Ток фазы 2	<input checked="" type="checkbox"/>
Скорость обучения	0.02	Средняя квадратичная ошибка (Е)	0.071	Настройки	
Шум вброс (от 10 до 100 + шум)	200	Сумма ср. кв. отклонений	0.059	Циклы	<input type="checkbox"/>
Шум ток (от 10 до 100 + шум)	300	Число выходов нейронов	80	Сочетание директов	<input type="checkbox"/>
		Число выходов нейронов	8		

Общ. ур.	d8	d8	d7	d6	d5	d4	d3	d2	d1	Пак. Общ. ур.	Пак. d8	Пак. d8	Пак. d7	Пак. dE	Пак. d5	Пак. d4	Пак. d3	Пак. d2	Пак. d1
25.148	4.200157	2.956795	25.1260	6.8917	5.6787	9.14227	2.71793	5.906204	3.97220	42.2703	0	11.9342	23.1792	7.813572	14.2552	32.7624	5.759665	12.2892	17.0350
4.065325	0	0.0175	0.18048	0.0424	0.0156	0.01268	0.00217	0.00162	0.00031	0	4.493316	0.09504	0.26375	0.07529	0.04318	0.03550	0.00494	0.00470	0.001141
0.8627	0.21363	0.031363	0.07122	0.6975	0.2271	0.03981	0.02571	0.03961	0.05897	1.46872	0.16518	0	0.19197	1.22599	0.44334	0.12631	0.15863	0.175872	0.28901
0.6520	0.12985	0.0271	0.05833	0.5223	0.160840	0.02009	0.02407	0.04370	0.05681	1.02415	0.18855	0.06980	0.10763	0.91757	0.31715	0.12075	0.08569	0.19152	0.19936

Счет сети	Верный ответ
Заданный ротор АД (99.9%)	Заданный ротор АД
Исправный (1%)	

Рис. 3. Интерфейс блока принятия решений

# DEVELOPMENT AND TESTING OF THE DECISION-MAKING UNIT FOR THE CONTROL SYSTEM OF THE TECHNICAL CONDITION OF ELECTROMECHANICAL EQUIPMENT

**P. I. Stepanov**

*Novouralsk Technology Institute of National Research Nuclear University "MEPhi", Novouralsk*

In work is described the monitoring system of a technical condition of the electromechanical equipment with the block of decision-making on the basis of a neural network. As an object of control was used an asynchronous gear drive. Decision making was carried out on the basis of a comprehensive analysis of the vibration data (from the gear train) and the current consumption of the induction motor. As diagnostic parameters are selected the vibration velocity, acceleration and current in the phases of the stator winding of the driving motor. From the selected diagnostic parameters are calculated discrete wavelet transform coefficients (using the Daubechies mother wavelet, 8 levels of decomposition). After that are distinguished diagnostic features: rms and peak (maximum) values of each of the wavelet coefficients and the entire signal (total level) for each diagnostic parameter. The resulting set of wavelet coefficients is fed to the input of the decision block. The paper presents the development of the architecture and software of the decision block based on the neural network, as well as its training and testing. The neural network is a 3-layer perceptron with a nonlinear activation function and a learning algorithm based on backpropagation of error. Each neuron of the output layer corresponds to a certain technical state of the monitored object and indicates the probability of this state. The paper shows the possibility of increasing the efficiency of monitoring the technical condition of electromechanical equipment through the use of complex analysis using an intelligent decision block.

Index terms: non-destructive testing, neural network, diagnostics, electric drive.

## REFERENCES

1. Stepanov, P.I. Integrated current and vibration diagnostics of electromechanical systems [Text] / P.I. Stepanov, S.V. Lagutkin, Yu.R. Nikitin // Intelligent systems in production. – 2013. – № 2. – p. 160-165.
2. Stepanov, P.I. Механические и электрические диагностические параметры электрических приводов [Text] / P.I. Stepanov, S.V. Lagutkin, Yu.R. Nikitin // Intelligent systems in production. – 2014. – № 2. – p. 59-63.
3. Stepanov, P.I. An algorithm for predicting the residual life of electromechanical equipment based on a comprehensive analysis of current and vibration signals [Text] / P.I. Stepanov, V.V. Zakuraev // Omsk Scientific Bulletin. – 2017. – № 3 (153). – p. 99-103.
4. Stepanov, P., and Yu. Nikitin, "Diagnostics of Mechatronic Systems on the Basis of Neural Networks with High-Performance Data Collection," *Mechatronics 2013: Recent Technological and Scientific Advances*. Springer International Publishing, Switzerland, pp. 433-440, 2014.
5. Dyakonov, V. P. Wavelets. From theory to practice [Text] / V. P. Dyakonov. – 2-d ed. rev. and add.– M.: SOLON-Press, 2004. – 397 p.

*Stepanov Pavel Ivanovich – senior teacher of department of automation control, Novouralsk Technology Institute of National Research Nuclear University "MEPhi", (34370)93805, e-mail: stepanov\_pi@mail.ru.*