

МАШИНОСТРОЕНИЕ И МАШИНОВЕДЕНИЕ

DOI: 10.34031/article_5ca1f6347299b0.43047357

^{1,*}Круглова Т.Н.¹Южно-Российский государственный политехнический университет (НПИ) имени М.И. Платова
Россия, 346421, г. Новочеркасск, ул. Просвещения 132

*E-mail: tatyana.kruglova.02@mail.ru

ИССЛЕДОВАНИЕ ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ ЭЛЕКТРОПРИВОДА ПРИ РАЗЛИЧНЫХ УСЛОВИЯХ НАГРУЖЕНИЯ

Аннотация. Основными элементами технологического оборудования, в значительной степени определяющими его надёжность и эффективность функционирования, являются электродвигатели постоянного и переменного тока. Поэтому постоянный контроль их технического состояния с помощью методов технического диагностирования позволит существенно продлить ресурс оборудования и сократить финансовые издержки. Для реализации данного подхода необходимы специализированные методы, позволяющие с высокой степенью достоверности определять техническое состояние электродвигателей постоянного и переменного тока, отличая их неисправное состояние от изменения режима работы. Диагностика должна выполняться в режиме функционирования оборудования, поэтому применение сложных измерительных устройств не допустимо. В данной статье приведены результаты поисковых исследований метода диагностирования, удовлетворяющих вышеперечисленным требованиям. В качестве диагностических параметров выбраны ток, напряжение и вибрация анализ которых предлагается осуществлять с помощью вейвлет преобразования. В результате многочисленных экспериментов установлена зависимость между изменениями коэффициентов вейвлет преобразования на характерных масштабах, позволяющая однозначно определить техническое состояние электродвигателя и режим его нагрузки, на основе которой разработан метод диагностирования с применением нейронной сети.

Ключевые слова: диагностика электропривода, нейросетевой метод, вейвлет преобразование, режим работы привода.

Введение. Длительная эксплуатация электродвигателей приводит к их износу и появлению различного рода дефектов, которые могут стать причиной длительных простоев и финансовых издержек. Одним из способов решения данной проблемы является контроль их текущего состояния с помощью методов диагностирования, позволяющих отнести текущее состояние объекта к одному из заранее определенных классов диагнозов и определить места возникших дефектов. Для реализации данных методов целесообразно выбрать функциональный подход, позволяющий выявлять состояние объекта без вывода его из режима эксплуатации. Выбранные диагностические параметры должны выявлять все возникшие неисправности электродвигателя, быть просты для измерения и анализа. При этом диагностирование целесообразно производить в режиме *on-line*, поэтому применение сложного дорогостоящего оборудования, оказывающего влияние на технологический процесс не допустимо. Данным требованиям полностью отвечает ток, потребляемый двигателем, так как позволяет без применения датчиков найти все основные неисправности двигателя и сопряженного с ним оборудования

[1–3]. Традиционным методом анализа токового сигнала является преобразование Фурье [4], имеющее ряд существенных недостатков [5], не позволяющих его применение для автоматического диагностирования электроприводов, функционирующих при динамических нагрузках. Поэтому задача синтеза метода диагностирования, позволяющего с высокой степенью точности определить текущее состояние объекта, отличив изменение нагрузки от неисправности и найти все возникшие дефекты, весьма актуальна.

Методика. Целью данного исследования является синтез метода диагностирования, позволяющего с высокой степенью достоверности найти неисправность и отличить ее от изменения режима работы привода.

В настоящее время накоплен значительный объем знаний по поиску неисправностей электродвигателей с применением Фурье – преобразования, рассчитаны характерные частоты для всех основных неисправностей.

Наиболее применимыми типами двигателей в промышленности являются асинхронные двигатели средней мощности и двигатели постоянного тока. Такие двигатели часто работают в

кратковременном режиме и должны иметь высокую перегрузочную способность, а также быть пыле- и водонепроницаемыми. Имеющаяся ста-

тистика (табл. 1) [6, 7] показывает, что все неисправности двигателей вышеупомянутых типов имеют механическое или электрическое происхождение.

Таблица 1

Статистика повреждаемости электродвигателей

Тип двигателя	Основные неисправности электродвигателей	Статистика повреждаемости, %
Двигатель переменного тока	Разряд и искрение в токоопроводе	40
	Разряд и искрение в изоляторе. Нагрев клеммной коробки	20
	Повреждение изоляции в обмотке статора	15
	Искрение в магнитном сердечнике. Нагрев зоны дефекта	10
	Повреждение подшипников	9
	Повреждение изоляции кабеля	4
	Искрение в обмотке ротора	2
Двигатель постоянного тока	Дефекты коммутации	15
	Дефекты ротора	48
	Пульсация напряжения питания выпрямителя	12
	Дефекты статора	25

Анализ гармоник питающего тока заключается в разложении сигнала с использованием преобразования Фурье и амплитудного анализа на характеристических частотах (табл. 2). Каждый де-

фект имеет свои собственные характерные частоты, включая субгармоники питающей (f_s) и оборотной (f_{rot}) частот.

Таблица 2

Характерные частоты токового сигнала

Тип двигателя	Неисправности двигателей	Частота сигнала тока
Двигатель постоянного тока	Дефекты коммутации	$2 \cdot k \cdot p \cdot f_{rot}$
	Дефекты ротора	$2 \cdot p \cdot f_{rot} (k \pm 2 \cdot p) \cdot f_{rot}$
	Пульсация напряжения питания	$k \cdot f_s$
	Дефекты статора	$k \cdot f_{rot}$
Асинхронный электродвигатель	Дефекты статора	$k \cdot f_{rot}$
	Дефекты подшипников	$\frac{1}{4} \cdot f_{rot}; \frac{1}{2} \cdot f_{rot}; f_{rot}; 1,5 \cdot f_{rot}$
	Несоосность или отсутствие параллельности валов двигателя и механизма	$f_{rot}; 3 \cdot f_{rot}; 5 \cdot f_{rot}$

где $k = 1, 2, 3$ – номер гармоники тока; p – число полюсов.

Для решения поставленной задачи предполагается применять вейвлет анализ сигналов, который рассматривает анализируемые временные функции в терминах колебаний, локализованных по времени и частоте, обеспечивая двухмерную развертку одномерных сигналов. При этом частота и координата рассматриваются как независимые переменные, что дает возможность анализа сигналов сразу в двух пространствах. Вейвлет функции базиса позволяют сконцентрировать внимание на тех или иных локальных особенностях анализируемых процессов, которые не

могут быть выявлены с помощью традиционных преобразований Фурье и Лапласа.

Вейвлет преобразование сигнала – это его представление в виде обобщенного ряда или интеграла Фурье по системе базисных функций [8–10]

$$\psi_{ab}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad (1)$$

сконструированных из материнского (исходного) вейвлета $\psi(t)$, обладающего определенными свойствами, за счет операций сдвига во времени b и изменения временного масштаба a . Множитель $1/\sqrt{a}$ обеспечивает независимость нормы этих

функций от масштабирующего числа a . Малые значения, a соответствуют мелкому масштабу $\psi_{ab}(t)$ или высоким частотам ($\omega \sim 1/a$), большие параметры a – крупному масштабу $\psi_{ab}(t)$, т.е. растяжению материнского вейвлета $\psi(t)$ и сжатию его спектра. Таким образом, масштаб вейвлета, как единица шкалы частотно-временного представления сигналов, обратно пропорционален частоте.

Предполагается, что применение вейвлет преобразования позволят произвести более точную идентификацию состояния электропривода, отличив неисправное состояние от изменения нагрузки, и выявить все его неисправности. Перерасчет ча-

стот Фурье спектра в масштаб вейвлета [11] позволит перевести анализ сигналов в вейвлет пространство и найти новые характеристики сигнала, которые невозможно выявить с помощью Фурье-анализа. Для синтеза метода анализа токового сигнала с помощью вейвлет преобразования необходимо произвести ряд экспериментальных исследований, по результатам анализа которых планируется разработать модель диагностирования технического состояния, позволяющую отличить неисправное состояние объекта от изменения режима его работы.

Основная часть. Для проведения экспериментальных исследований использован стенд, показанный на рис 1.

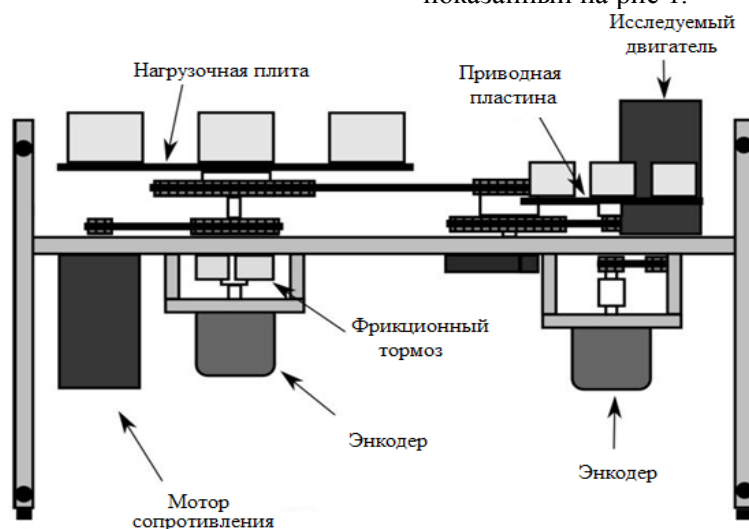


Рис. 1. Лабораторный стенд

Система включает два одинаковых бесщеточных двигателя постоянного тока PITTMAN 5413 (напряжением 38,2В), соединенных ременной передачей. Один двигатель является ведущим, второй нагрузочным. Для создания сопротивления вращению ведущего мотора, включается нагрузочный двигатель, который вращается в противоположную сторону. Регулирование силы сопротивления возможно с помощью изменения скорости вращения нагрузочного мотора, а также с помощью установки дополнительных грузов на нагрузочную пластину, жестко соединенную с валом двигателя сопротивления через зубчатую шестерню.

Спектральный анализ потребляемого тока позволяет осуществлять диагностику электродвигателя и связанных с ним механических устройств, при котором в течение заданного интервала времени производят запись значений токов, потребляемых электродвигателем. Полученный сигнал, с помощью быстрых преобразований Фурье, переводится в частотную форму, выделяются частоты, характерные для неисправностей

привода и осуществляется спектральный анализ полученного сигнала.

Для анализа состояния привода снимается токовый сигнал нового, заведомо исправного привода, который принимается за эталон. Поиск неисправностей осуществляется на характерных частотах [12] (табл. 2) путем интеллектуального сопоставления текущего спектра с эталонным спектром. Из данной таблицы видно, что все характерные частоты являются составляющими частоты вращения двигателя или частоты сети, питающей выпрямитель (50 Гц). Разложение временного токового сигнала в ряд Фурье и анализ амплитуд на данных характерных частотах позволит выявить неисправности объекта. Однако процесс анализа весьма трудоемок и не позволит отличить неисправное состояние двигателя от изменения режима его работы. Поэтому, для дальнейшего анализа, необходимо произвести перерасчет характерных частот Фурье анализа в масштаб вейвлета. В качестве материнской функции может быть выбрана любая, соответствующая требованиям к вейвлету. В табл. 3 представлен результат пересчета масштаб вейвлета Морле.

Из приведенной таблицы видно, что диапазон характерных масштабов вейвлета находится в диапазоне до 400, поэтому все вычисления целесообразно вести в диапазоне масштабов от 1 до 400.

Условия проведения экспериментальных исследований приведены в табл. 4.

Таблица 3

Соотношение характерных частот Фурье преобразования и масштаба вейвлета

Неисправность	Частота Фурье спектра	Масштаб вейвлета Морле
Дефекты коммутации	24	48
	48	24
	72	16
Дефекты ротора	24	48
	27	43
	30	39
	33	35
Пульсации напряжения питания	50	23
	100	12
	150	8
Дефекты статора	3	386
	6	193
	9	129

Таблица 4

Условия проведения экспериментальных исследований

Номер опыта	Скорость вращения диагностируемого привода	Состояние диагностируемого привода	Скорость вращения привода сопротивления
1	3 Гц	Исправен	Отключен
2	3 Гц	Исправен	1 Гц
3	3 Гц	Сопротивление 2 Ом в фазе обмотки статора	Отключен
4	3 Гц	Сопротивление 2 Ом в фазе обмотки статора	1 Гц

Полученные временные сигналы тока и напряжения двух фаз двигателя были разложены с помо-

щью вейвлета Морле в выбранном диапазоне масштабов и произведен сравнительный анализ полученных результатов (рис. 2).

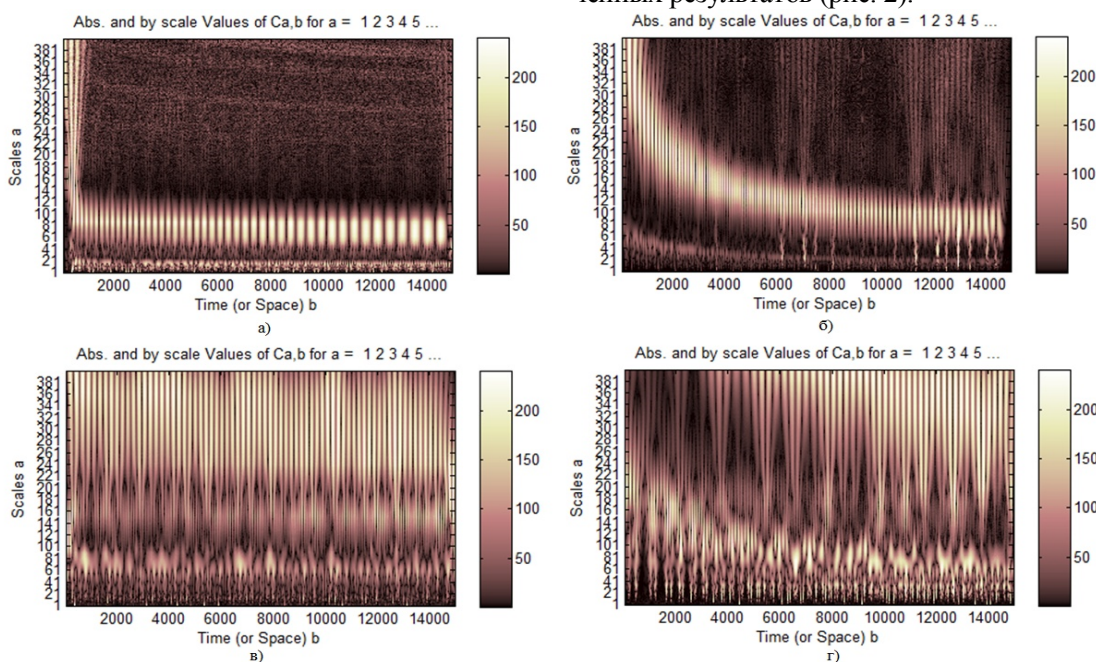


Рис. 2. Скейлограммы двигателей: (а) исправный без нагрузки, (б) исправный с нагрузкой, (в) неисправный без нагрузки, (г) неисправной с нагрузкой

Из приведенных скейлограмм видно, что анализируемый сигнал имеет пик при пуске двигателя, а далее идет ровной синусоидой в диапазоне масштабов до 120. Коэффициенты на более высоких масштабах, характерных низким частотам двигателя значительно ниже, чем в данном диапазоне (рис. 2, а). При появлении нагрузки происходит растягивание скейлограммы, и активная область имеет вид гиперболы, при этом активны более высокие масштабы в первые секунды работы двигателя (рис. 2, б). Скейлограмма неисправного ненагруженного двигателя (рис. 2, в) имеет значительно более высокие значения вейвлет коэффициентов на всем диапазоне масштабов, при этом увеличение масштабов, характерных основному сигналу с 120 до 220, а значения коэффициентов на этих частотах ниже, чем

на более высоких масштабах, следовательно, сигнал неисправного двигателя имеет более низкую частоту, чем исправного. Скейлограмма неисправного нагруженного двигателя (рис. 2, г) имеет высокие вейвлет коэффициенты на всем диапазоне анализа, однако, рисунок основного сигнала также имеет вид гиперболы, которая более растянута по масштабу вейвлета, чем у исправного нагруженного двигателя (рис. 2, б). Вейвлет коэффициенты, показывающие локализацию основного сигнала ниже, чем на нехарактерных масштабах.

Для определения состояния двигателя проводится анализ вейвлет коэффициентов на характерных масштабах (табл. 3). Анализ показал, что временная зависимость вейвлет коэффициентов, характерных неисправностям статора существенно отличаются от прочих масштабов (рис. 3).

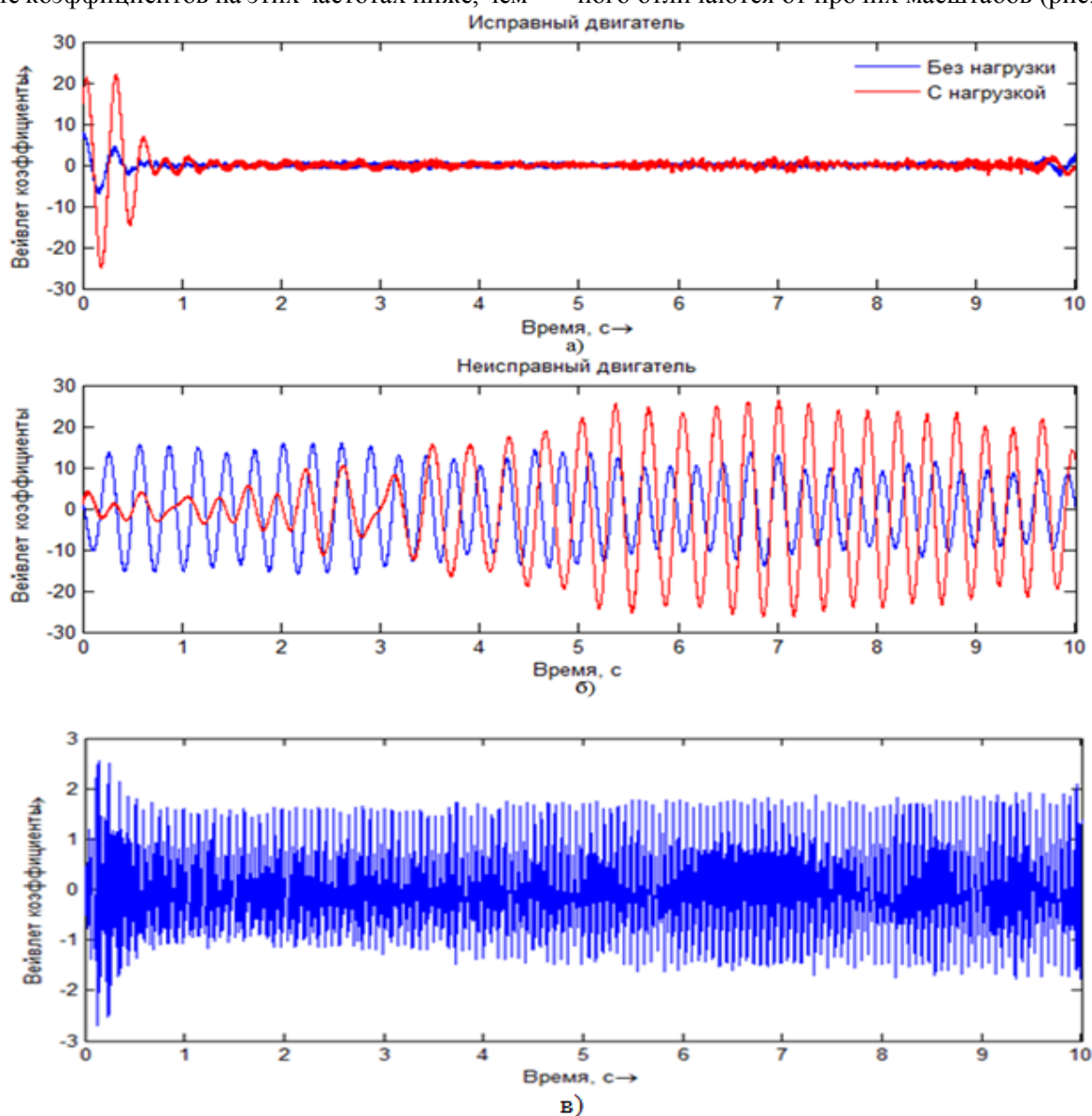


Рис. 3. Вейвлет коэффициенты питающего тока: (а) характерный масштаб исправный двигатель, (б) характерный масштаб неисправный двигатель, (в) нехарактерный масштаб

Из данных графиков видно, что коэффициенты вейвлетов на характерных масштабах исправных и неисправных двигателей значительно отличаются друг от друга. С исправным ненагруженным двигателем они имеют незначительные колебания при запуске, затем процесс практически линейризуется. Когда возникает нагрузка, колебательный процесс при запуске двигателя более выражен, но затем уменьшается с повторением с определенной периодичностью. Несмотря на то, что процесс стабилен, не происходит значительного увеличения амплитуды колебаний во времени (рис. 3, а). Коэффициенты вейвлет преобразования неисправного двигателя значительно ниже исправных и имеют постоянные колебания. Это явление усиливается при появлении нагрузки (рис. 3, б). График вейвлет коэффициентов на нехарактерном масштабе для исправного и неисправного двигателя идентичен (рис. 3, в). Сигнал имеет высокую плотность и малые значения вейвлет-коэффициентов, в то время как сигнал является регулярным и полностью повторяется с определенной частотой следования. Эта закономерность сохраняется для тока, напряжения и вибрации для приводов постоянного тока, работающих на различной частоте при различной нагрузке. Следовательно, полученные пять характерных сигналов могут быть использованы для разработки системы диагностирования электродвигателей, например, на основе подхода искусственного интеллекта. Для это необходимо разработать метод автоматического анализа сигналов без привлечения эксперта. Одним из подходов к решению этой проблемы является разработка нейронной сети классификации сигналов [13]. В качестве исходных данных значения вейвлет-коэффициентов используются по характерной шкале, нехарактерной для отказа (рис. 3). В качестве входных данных приводится матрица, содержащая пять строк характеристических сигналов. Выход сети является классом диагностики: «1» – нормальный, «2» – неисправный.

Для автоматического определения технического состояния электропривода без привлечения специалиста-эксперта целесообразно разработать нейронную сеть классификации [13–15]. В качестве исходных данных используются значения вейвлет коэффициентов на характерном и нехарактерный сигнал (рис. 3). В качестве входа задается матрица, содержащая пять строк характерных сигналов. Выходом сети является класс диагноза: «1» – объект исправен, «2» – объект неисправен.

Для классификации технического состояния объекта, моделируется нейронная сеть прямой передачи сигнала, имеющая структуру, приведенную на рис. 4.

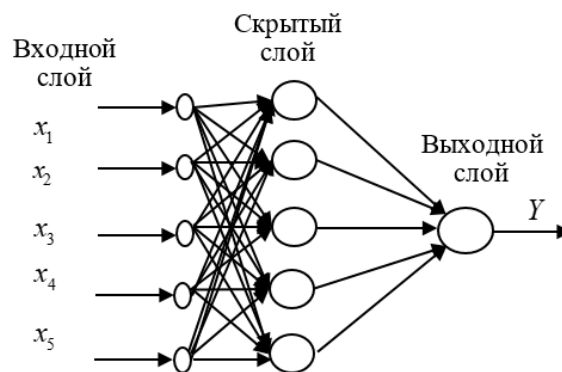


Рис. 4. Структура нейронной сети классификации технического состояния электропривода

Сеть содержит два слоя: скрытый и выходной. Скрытый слой имеет пять нейронов с тангенциальной функцией активации, выходной – один линейный нейрон.

Для обучения нейронной сети использован алгоритм Левенберга-Марквардта [16], предназначенный для оптимизации параметров нелинейных регрессионных моделей. Этот алгоритм заключается в последовательном приближении заданных начальных значений параметров к требуемому локальному оптимуму. Установлен обучающий выбор, состоящий из множества пар свободной переменной $x \in X^M$ (входные данные сети) и зависимой переменной $y \in Y^M$ (целевой вектор).

Установлена функциональная зависимость, представляющая регрессию $u = f(\omega, x_n)$, непрерывно дифференцируемую в области $W \times X$. Параметр ω является вектором весовых коэффициентов.

Требуется найти такое значение вектора ω , которое поставило бы локальный минимум функции ошибки:

$$E_D = \sum_{n=1}^N (y_n - f(\omega, x_n))^2 \quad (2)$$

Перед началом работы алгоритма задается начальный вектор весовых коэффициентов ω .

На каждом шаге итерации этот вектор заменяется вектором $\omega + \Delta\omega$. Для оценки приращения $\Delta\omega$ используется линейная функция:

$$f(\omega + \Delta\omega, x_n) \approx f(\omega, x) + J\Delta\omega \quad (3)$$

где J – Якобиан функции $f(\omega, x_n)$ в точке ω , который может быть представлен наглядно в виде:

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial f(\omega, x_1)}{\partial \omega_1} & \frac{\partial f(\omega, x_1)}{\partial \omega_R} \\ \dots & \dots \\ \frac{\partial f(\omega, x_N)}{\partial \omega_1} & \frac{\partial f(\omega, x_N)}{\partial \omega_R} \end{bmatrix} \quad (4)$$

где $\omega = [\omega_1, \dots, \omega_R]^T$ – вектор весов сети.

Приращение $\Delta\omega$ в точке ω , поставляющий минимум E_D , равно нулю, поэтому для нахождения последующего значения приращения $\Delta\omega$

$$|y - f(\omega + \Delta\omega)|^2 = (y - f(\omega + \Delta\omega))^T y - f(\omega + \Delta\omega) = f^T(\omega + \Delta\omega)f(\omega) - 2y^T f(\omega + \Delta\omega) + y^T y \quad (7)$$

получим:

$$\frac{\partial E_D}{\partial \omega} = (J^T J)\Delta\omega - J^T (y - f(\omega)) = 0 \quad (8)$$

Таким образом, чтобы найти значение $\Delta\omega$, необходимо решить систему линейных уравнений

$$\Delta\omega = (J^T J)^{-1} J^T (y - f(\omega)) \quad (9)$$

Поскольку число условий матрицы $J^T J$ является квадратом числа условий матрицы J , то матрица $J^T J$ может быть вырожденной, следовательно, параметр регуляризации Маркварда $\lambda \geq 0$

$$\Delta\omega = (J^T I)^{-1} J^T (y - f(\omega)), \quad (10)$$

где I – единичная матрица.

Этот параметр задается на каждой итерации алгоритма. Если значение ошибки E_D уменьшается быстро, малое значение λ сводит этот алгоритм к алгоритму Гаусса-Ньютона.

Алгоритм останавливается в том случае, если приращение $\Delta\omega$ на последующей итерации меньше существующего значения или если вектор весовых коэффициентов E_D дает ошибку меньше заданной или если количество циклов обучения нейронной сети исчерпано. Значение вектора ω на последней итерации считается обязательным.

Результаты обучения нейронной сети (рис. 4) для полученных экспериментальных данных представлены на рис. 5.

Для тестирования обученной сети, на вход поочередно были поданы образцы обучающей выборки, и сеть безошибочно отнесла их к заданному классу. Далее, на вход нейросети были поданы значения вейвлет коэффициентов на всех характерных масштабах (табл. 2) исправного не-

приравниваться к нулю вектор частных производных E_D по весу ω . Для этого представим (2) в виде

$$E_D = |y - f(\omega + \Delta\omega)|^2 \quad (5)$$

где $y = [y_1, \dots, y_N]^T$ и

$$f(\omega + \Delta\omega) = [f(\omega + \Delta\omega, x_1), \dots, f(\omega + \Delta\omega, x_N)]^T$$

Преобразование и дифференцирование этого уравнения:

нагруженного двигателя и сеть отнесла все масштабы к классу «1» - исправен. Затем аналогичным образом на вход сети подавались значения для исправного нагруженного привода (частота вращения мотора сопротивления 1Гц) и сеть отнесла его к первому классу.

Анализ неисправного ненагруженного и неисправного нагруженного (частота вращения мотора сопротивления 1Гц) показал, что масштабы 386, 193 и 129 вейвлет разложения относятся к классу «2» – неисправен, а все остальные, к классу «1» – исправен, что свидетельствует о наличии неисправности статора. Аналогичные испытания были выполнены на исправном и неисправном двигателе при частоте вращения мотора сопротивления 0,2 Гц, 0,4 Гц, 0,6 Гц и 0.8 Гц. Во всех случаях нейронная сеть правильно определила состояние объекта.

Далее аналогичный эксперимент был произведен для вейвлетов Добеши 10 порядка, Харра, Мексиканская шляпа и Гаусса. Выполнен перерасчет частот Фурье преобразования в масштабы этих вейвлетов. Подстановка вейвлет коэффициентов на данных характерных масштабов в обученную нейронную сеть позволил безошибочно идентифицировать неисправность объекта. Это свидетельствует о правильности теоретических выкладок и адекватности разработанной нейросетевой модели диагностирования.

Следующая часть экспериментов проводилась на основе данных асинхронного двигателя (рис. 6).

Эксперимент также проводился для исправного и неисправного двигателей в нагруженном и ненагруженном режимах. В качестве неисправности, в фазу обмотки статора введено сопротивление 15 Ом которое эквивалентно замыканию витков обмотки статора. Эта неисправность может быть определена по первым трем гармоникам оборотной частоты (табл. 2). Вейвлет-коэффициенты тока и напряжения на этих частотах

подавались в обученную нейронную сеть (рис. 4), которая безошибочно классифицировала исправный двигатель к классу «1», а неисправный двигатель – к классу «2». Анализ других характерных масштабов обоих двигателей показал, что состояние двигателя относится к классу «1». Та-

ким образом, полученная нейронная сеть позволяет определить техническое состояние и причину отказа. Полученный результат показывает, что предложенная нейронная сеть может быть применена для диагностирования двигателей постоянного и переменного тока.

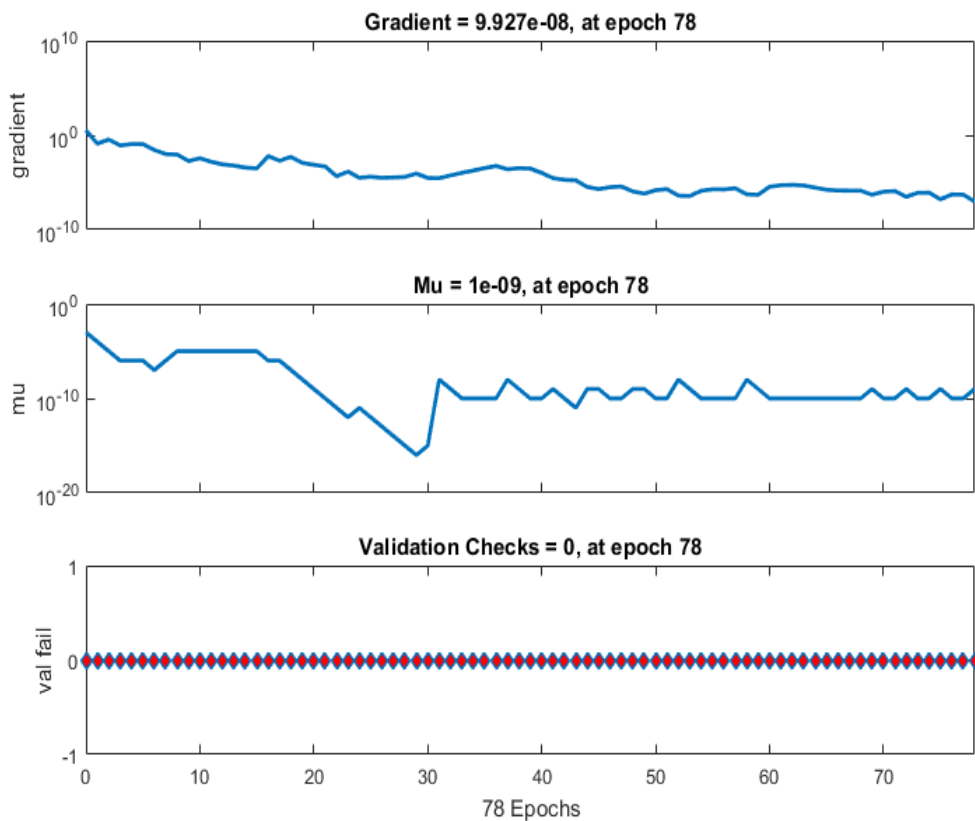


Рис. 5. Результаты обучения нейронной сети для определения технического состояния и режима работы

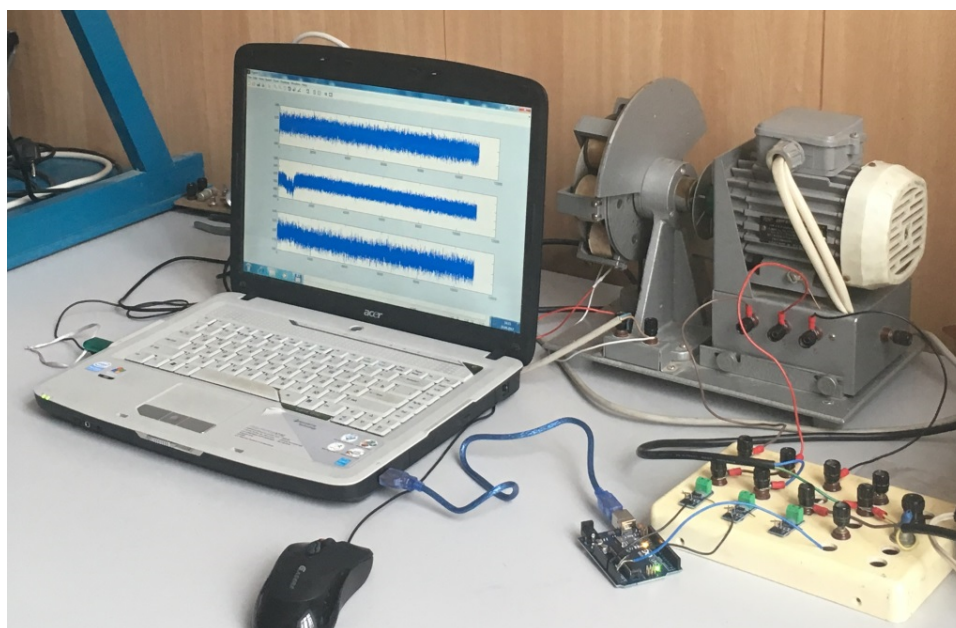


Рис. 6. Лабораторный стенд диагностирования асинхронного двигателя

Выводы. Задачей проведенных исследований являлся синтез метода диагностирования двигателей постоянного и переменного тока, позволяющего с высокой степенью точности, найти неисправность объекта, отличив ее от изменения нагрузки. Для этого произведен ряд экспериментальных исследований, позволивших выявить закономерность между изменением технического состояния и нагрузки электродвигателей и значениями вейвлет коэффициентов на характерных масштабах электродвигателей. На основе выявленной закономерности была разработана нейронная сеть, которая позволяет определять текущее техническое состояние электродвигателя и режим его работы. Установлено, что для реализации данного метода может быть использован любой материнский вейвлет. Справедливость теоретических выкладок и адекватность модели подтверждены большим объемом экспериментальных исследований.

Источник финансирования. Государственное задание Минобрнауки России №8.13428.2019/13.2

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Круглова Т.Н. Интеллектуальная диагностика технического состояния электрооборудования // Технологическая инженерия. 2015. № 129. С. 219–224. DOI: 10.1016 / j.pro-eng.2015.12.036
2. Шакухи М., Мохамедян М., Афджей Э. Отказоустойчивое управление бесщеточными двигателями постоянного тока при статической эксцентricности ротора // Транзакции IEEE по промышленной электронике. 2015. № 3. С. 62 (3). С. 1400–1409. DOI: 10.1109 / TIE.2014.2365439
3. Круглова Т., Шайхутдинов Д., Шурыгин Д., Январев С., Леухин Р., Литвин Д., Тарковалин С. и Зинин А. Интеллектуальная безсенсорная диагностика неисправностей мехатронного модуля на основе вейвлет преобразования // Азиатский журнал информационных технологий. 2016. №2. 15 (22). С. 4694–4697. DOI: 10.3923 / ajit.2016.4694.4697
4. Кёрнер Т.В. Фурье анализ, из-во Пресса Кембриджского университета, 1988, 550 с.
5. Чилукури М.В., Тире П.К. Система нечеткого распознавания на основе S-преобразования с множественным разрешением для событий качества электроэнергии // IEEE Сделки по доставке электроэнергии. 2004. №. 19 том 1. С. 323–330. DOI: 10.1109 / TPWRD.2003.820180
6. Круглова Т., Булгаков А., Власов А., Шмелев И. Метод искусственного интеллекта для определения режима работы и технического состояния электроприводов / Динамика технических систем (DTS-2017): XIII Международная научно-техническая конференция // Ростов- на Дону, 2017. DOI: 10.1051 / matesconf / 201713204012
7. Круглова Т.Н., Глебов Н.А., Шошиашвили М.Е. Интеллектуальное бессмысленное прогнозирование диагностики электроприводов / ИОР Серия конференций: наука о Земле и окружающей среде 2017, по. 87: Инновации и перспективы развития горного машиностроения и электротехники, 2017 // Санкт-Петербургский горный университет, Санкт-Петербург, Российская Федерация. DOI: 10.1088 / 1755-1315 / 87/3/032019
8. Пиннегар Ч.Р., Мансинья Л. Локально-временной анализ Фурье с масштабируемой фазово-модулированной аналитической функцией: S-преобразование со сложным окном // Обработка сигналов. 2004. № 84 (7). С. 1167–1176. DOI: 10.1016 / j.sigpro.2004.03.015
9. Абри П., Вейч Д. Вейвлет-анализ потока, зависящего от дальнего радиуса действия // Труды IEEE по теории информации. 1998. № 3. С. 44 (1). С. 2–15. DOI: 10.1109 / 18.650984
10. Добеши И. Вейвлет-преобразование: частотно-временная локализация и анализ сигналов // IEEE Труды по теории информации. 1990. №. 36 (5). С. 961–1005. DOI: 10.1109 / 18.57199.
11. Круглова Т.Н. Вейвлет-анализ для диагностики неисправностей электрических машин с использованием сигналов тока / 2-я Международная конференция по промышленному проектированию, применению и изготовлению (ICPEAM) // 2016, Челябинск, Россия - Челябинск DOI: 10.1109 / ICPEAM.2016.7911652
12. Ле Мань Ха Свёрточная нейронная сеть для решения задач классификации // ТРУДЫ МФТИ. 2016. № 3. Том 8. С. 91–97.
13. Парк Д.С., Эль-Шаркави М.А., Метки R.J., Atlas L.E., Damborg M.J. Прогнозирование электрической нагрузки с использованием искусственной нейронной сети // IEEE Операции в силовой энергосистемами. 1991. № 6. Том 2. С. 442–449. DOI: 10.1080 / 00908319708908889
14. Амари С., Чичоки А. Адаптивная слепая обработка сигналов – подходы нейронной сети // Обработка IEEE 1998. № 86 (10). С. 2026–2048 гг.. DOI: 10,1109 / 5,720251
15. Рафия Ж., Арвания Ф., Харифиб А., Садегик М.Х. Интеллектуальный мониторинг состояния редуктора с использованием искусственной нейронной сети // Механические системы и обработка сигналов. 2007. № 21 (4). С. 1746–1754. DOI: 10.1016 / j.ymsp.2006.08.005

Информация об авторах

Круглова Татьяна Николаевна, кандидат технических наук, доцент кафедры мехатроники и гидропневмоавтоматики. E-mail: tatyana.kruglova.02@mail.ru. Южно-Российский государственный политехнический университет (НПИ) имени М.И. Платова. Россия, 346428 Ростовская обл., г. Новочеркасск, ул. Просвещения д. 132.

Поступила в январе 2019 г.

© Круглова Т.Н., 2019

^{1,*}**Kruglova T.N.**

¹Platov South-Russian State Polytechnic University (NPI)
Russia, 346428, Rostov Region, Novocherkassk, Prosveshcheniya, 132
*E-mail: tatyana.kruglova.02@mail.ru

STUDY OF THE TECHNICAL CONDITION OF ELECTRIC DRIVE UNDER DIFFERENT LOADING CONDITIONS

Abstract. *The main elements of the process equipment are DC and AC motors that largely determine its reliability and efficiency of operation. The constant monitoring of technical condition by methods of technical diagnostics allows a significant extension of equipment life and reduces financial costs. To implement this approach, specialized methods are required. They allow to determine the technical condition of DC and AC motors with a high degree of reliability, distinguishing their faulty state from changing the operating mode. Diagnostics should be performed in the mode of equipment operation; therefore, the use of complex measuring devices is not permissible. This article presents the results of search studies of diagnosis method that meets the above-mentioned requirements. Current, voltage and vibration are selected as diagnostic parameters. It is proposed to analyze them by the wavelet transform. As a result of numerous experiments, the relationship between changes in the wavelet transform coefficients on characteristic scales has been established. This allows to determine the technical condition of the electric motor and the mode of its load, on the basis of which a diagnostic method has been developed using neural networks.*

Keywords: *electric drive diagnostics, neural network method, wavelet transform, drive operation mode.*

REFERENCES

1. Kruglova T.N. Intelligent Diagnosis of the Electrical Equipment Technical Condition. *Procedia Engineering*, 2015, no 129, pp. 219–224. DOI: 10.1016/j.proeng.2015.12.036
2. Shakouhi M., Mohamadian M., Afjei E. Fault-Tolerant Control of Brushless DC Motors Under Static Rotor Eccentricity. *IEEE transactions on industrial electronics*, 2015, no. 62 (3), pp. 1400–1409. DOI: 10.1109/TIE.2014.2365439
3. T. Kruglova, D. Shaykhutdinov, D. Shurygin, S. Yanvarev, R. Leukhin, D. Litvin, S. Tarkovalin and A. Zinin. Intelligent Sensorless Fault Diagnosis of Mechatronics Module Wavelet Transformation. *Asian Journal of Information Technology*, 2016, no. 15 (22), pp. 4694–4697. DOI: 10.3923/ajit.2016.4694.4697
4. Körner T.W. *Fourier Analysis*, Cambridge University Press, 1988, 550 p.
5. Chilukuri M.V., Dash P.K. Multiresolution S-transform-based fuzzy recognition system for power quality events. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2004, no. 19 (1), pp. 323–330. DOI: 10.1109/TPWRD.2003.820180
6. Kruglova T., Bulgakov A., Vlasov A., Shmelev I. Artificial Intelligence Method for Electric Drives Mode Operating and Technical Condition Determination. *Dynamic of Technical Systems (DTS-2017)*: XIII International Scientific-Technical Conference. Rostov-on-Don, 2017, DOI: 10.1051/mateconf/201713204012
7. Kruglova T.N., Glebov N.A., Shoshiashvili M.E. Smart sensorless prediction diagnosis of electric drives. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* 2017, no. 87 : Innovations and Prospects of Development of Mining Machinery and Electrical Engineering, 2017. Saint-Petersburg Mining University, Saint-Petersburg, Russian Federation. DOI :10.1088/1755-1315/87/3/032019
8. Pinnegar C.R., Mansinha L. Time-local Fourier analysis with a scalable, phase-modulated analyzing function: the S-transform with a complex window. *Signal Processing*, 2004, no. 84 (7), pp. 1167–1176 DOI: 10.1016/j.sigpro.2004.03.015
9. Abry P., Veitch D. Wavelet analysis of long-range-dependent traffic. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1998, no. 44(1), pp. 2–15, DOI: 10.1109/18.650984
10. Daubechies I. The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1990, no. 36(5), pp. 961–1005, DOI: 10.1109/18.57199
11. Kruglova T.N. Wavelet analysis for fault diagnosis of electrical machines using current signals. *2nd International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM)*.

2016, Chelyabinsk, Russia Chelyabinsk
DOI:10.1109/ICIEAM.2016.7911652

12. Le Manh Ha The convolutional neural network for solving the problem of classification. WORKS OF MFTI, 2016, no. 3 (8), pp. 91–97.

13. Park D.C., El-Sharkawi M.A., Marks R.J.; Atlas L.E., Damborg M.J. Electric load forecasting using an artificial neural network. IEEE Transactions on Power Systems 1991, no. 6 (2), pp. 442–449, DOI: 10.1080/00908319708908889

14. Amari S., Cichocki A. Adaptive blind signal processing-neural network approaches. Processing of the IEEE, 1998, no.86(10), pp. 2026–2048 DOI: 10.1109/5.720251

15. Rafieea J., Arvania F., Harifib A., Sadeghic M.H. Intelligent condition monitoring of a gearbox using artificial neural network. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, no. 21(4), pp. 1746–1754 DOI: 10.1016/j.ymssp.2006.08.005.

Information about the authors

Kruglova, Tatiana N. PhD, Assistant professor. Department of Mechatronics, Hydraulic and Pneumatic Automation. E-mail: tatyana.kruglova.02@mail.ru. Platov South-Russian State Polytechnic University (NPI). Russia, 346428, Rostov Region, Novocherkassk, Prosveshcheniya, 132.

Received in January 2019

Для цитирования:

Круглова Т.Н. Исследование технического состояния электропривода при различных условиях нагружения // Вестник БГТУ им. В.Г. Шухова. 2019. № 3. С. 106–116. DOI: 10.34031/article_5ca1f6347299b0.43047357

For citation:

Kruglova T.N. Study of the technical condition of electric drive under different loading conditions. Bulletin of BSTU named after V.G. Shukhov, 2019, no. 3, pp. 106–116. DOI: 10.34031/article_5ca1f6347299b0.43047357