

УДК 656.25:004.942

БАБАЕВ М.М., д-р техн. наук,
БЛИНДЮК В.С., д-р техн. наук,
БОГАТЫРЬ Ю.И., ассистент (Украинский государственный университет железнодорожного транспорта)

Нейросетевая модель контроля рабочего состояния исполнительного устройства стрелочного привода переменного тока в реальном времени

Рассмотрен метод диагностирования рабочего состояния асинхронного двигателя стрелочного электропривода в реальном масштабе времени. Установлена определенная зависимость изменения токов в фазах статора при возникновении неисправностей. На основании установленной зависимости построена нейросетевая модель контроля параметров исполнительного устройства стрелочного привода. Для обработки полученных результатов контроля была построена нейросеть с прямым распространением сигнала и обратным распространением ошибки.

Ключевые слова: нейросетевая модель, стрелочный электропривод, асинхронный двигатель, статор, ротор, имитационная модель, методы контроля.

Введение

Основными требованиями к поиску и устранению отказов стрелочных электроприводов являются достоверное определение технического состояния их узлов, оптимальный набор контролируемых диагностических параметров для сокращения времени восстановления работоспособности устройства до значения, которое не приведет к нарушению графика движения поездов, либо приведет к минимальному количеству задержанных поездов. Повысить эксплуатационную надежность и сократить время на ремонт двигателей стрелочных электроприводов возможно за счет своевременного выявления отклонений параметров их пусковых и рабочих характеристик от номинальных значений путем организации непрерывного контроля [1]. Преобладание микропроцессорных систем управления в современных и перспективных приводах позволило увеличить алгоритмические возможности управления благодаря гибкости программного обеспечения [2]. Появилась возможность построения систем электроприводов с широкими возможностями регулирования параметров, диагностики состояния, самонастройки и адаптации. Преимуществом нейронных сетей является возможность работы в условиях неопределенности, быстродействие за счет параллелизма, адаптивные свойства, надежность, достигаемая благодаря избыточности.

Анализ публикаций

Известен способ автоматизированной диагностики двигателей постоянного тока стрелочного привода за счет использования моделей нечетких экспертных систем, которые анализируют спектр рабочего тока двигателя при переводе стрелки [3]. Существует способ диагностирования состояния двигателя переменного тока стрелочного привода по спектральному составу и по временной зависимости тока в его цепи [4].

Цель статьи

Данное исследование направлено на выполнение следующей задачи: диагностирование рабочего состояния исполнительного устройства стрелочного привода переменного тока в реальном времени путем контроля асимметрии токов с применением нейронных сетей.

Основной материал

Искусственные нейронные сети представляют собой сеть элементов – искусственных нейронов – связанных между собой синаптическими соединениями [5]. Сеть обрабатывает входную информацию и в процессе изменения своего состояния во времени формирует совокупность выходных сигналов. Каждый вход нейрона умножается на соответствующий вес, аналогичный синаптической силе, и все произведения суммируются, определяя уровень активации нейрона [6]. Большое количество межнейронных соединений приводит к тому, что сеть

© М.М. Бабаев, В.С. Блиндюк, Ю.И. Богатырь, 2015

становится нечувствительной к ошибкам, возникающих в отдельных контактах [7].

Для анализа временных зависимостей асинхронного двигателя с короткозамкнутым ротором была построена имитационная модель [8], в которую вводили различные неисправности, возникающие в процессе его эксплуатации [9]. Установлена

определенная зависимость изменения токов в фазах статора при возникновении неисправностей [8]. На основании установленной зависимости построена нейросетевая модель контроля параметров исполнительного устройства стрелочного привода переменного тока с прямым распространением сигнала и обратным распространением ошибки (рис. 1).

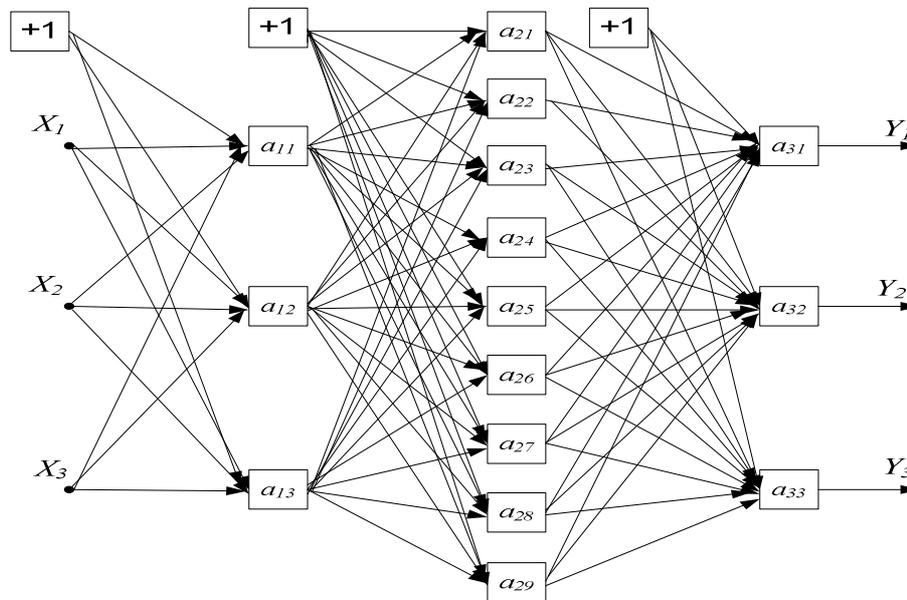


Рис. 1. Нейросетевая модель контроля асимметрии токов статора асинхронного двигателя

Нейросеть содержит три входа (X_1, X_2, X_3), три выхода (Y_1, Y_2, Y_3), два скрытых слоя и один выходной. В первом слое, девять нейронов – во втором слое и три нейрона в выходном слое. Каждый нейрон сети содержит сигмоидальную функцию активации, которая имеет форму гиперболического тангенса. Эта функция часто используется в сетях обучения с обратным распространением ошибки благодаря свойству дифференцируемости. Алгоритм обратного распространения ошибки определяет стратегию подбора весов многослойной сети с применением градиентных методов оптимизации [7], и считается одним из наиболее эффективных алгоритмов обучения многослойной сети. Это алгоритм обучения используется с целью минимизации среднеквадратического отклонения текущего выхода от желаемого выхода в многослойных нейронных сетях [10]. Для обучения сети выберем алгоритм градиентного спуска. Используется для такой корректировки весов и смещений, чтобы минимизировать функционал ошибки.

Опираясь на проведенный анализ, будем считать, что: изменение тока в пределах 10% свидетельствует о нормальной работе исполнительного устройства, при превышении данного ограничения – в приводе возникла неисправность. Обучающей

последовательностью для нейросети является изменение значения тока в фазе статора двигателя (табл. 1), где значения на выходе будут обозначать: «1» - двигатель работает исправно, «0» - ток фазы превышает допустимые границы, «-1» - ток в фазе ниже допустимых границ.

Для расчета весовых коэффициентов необходимо ввести установленные границы и инициализировать веса. Процесс обучения составил 15 итераций глобального цикла, в результате чего на выбранной последовательности ошибка уменьшается к концу обучения (рис. 2) и ее минимальное значение достигается на четырнадцатом цикле, ее значение составляет $1.4182 \cdot 10^{-9}$.

Результат обучения адекватен, так как заключительная среднеквадратическая ошибка мала, зависимости обучающего и проверочного наборов утверждения имеют схожие характеристики, переобучение не произошло.

Из функции регрессии результатов (рис. 3), полученных на выходе сети от целевых значений, видно, что графики проходят через заданные точки и максимально приближены к пунктиру, что свидетельствует о соответствии целевых значений к выходным.

Таблиця 1

Обучающая последовательность нейросети

	Вход 1	Вход 2	Вход 3	Выход 1	Выход 2	Выход 3
Значения токов ниже номинальных границ	1,3	1,3	1,3	-1	-1	-1
	1,26	1,26	1,26	-1	-1	-1
	1,22	1,22	1,22	-1	-1	-1
	1,19	1,19	1,19	-1	-1	-1
	1,16	1,16	1,16	-1	-1	-1
Допустимые значения токов в фазе	1,33	1,33	1,33	1	1	1
	1,37	1,37	1,37	1	1	1
	1,4	1,4	1,4	1	1	1
	1,43	1,43	1,43	1	1	1
	1,47	1,47	1,47	1	1	1
Значения токов превышают номинальные границы	1,5	1,5	1,5	0	0	0
	1,53	1,53	1,53	0	0	0
	1,58	1,58	1,58	0	0	0
	1,61	1,61	1,61	0	0	0
	1,7	1,7	1,7	0	0	0

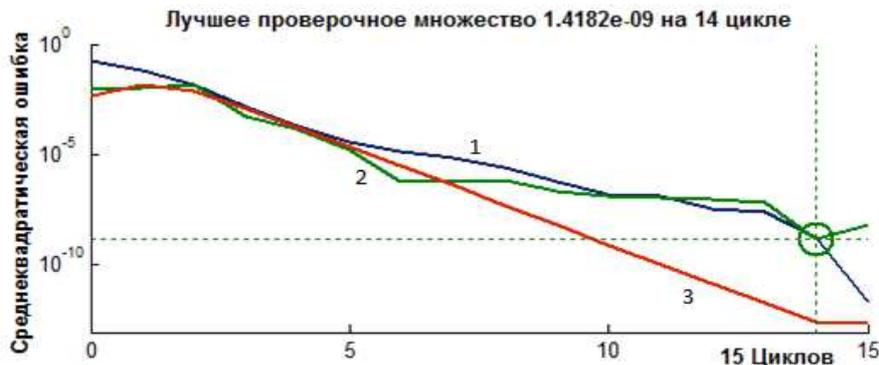


Рис. 2. Изменение ошибки сети в процессе ее обучения:
1 – обучающее множество, 2 – проверочное множество, 3 – тестирующее множество

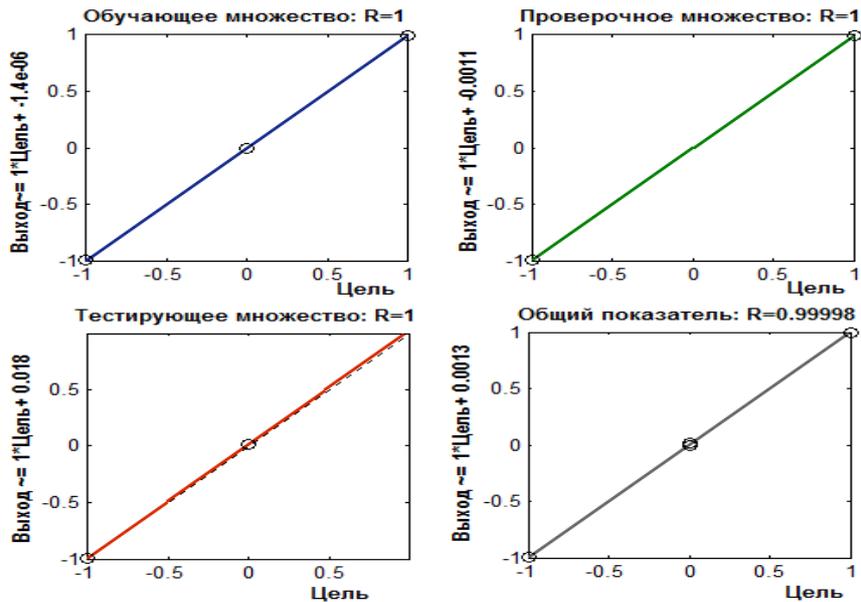


Рис. 3. Линейная регрессия между выходом НС и целями: ○ - исходные данные, - - - - - целевой вектор

Результаты обучения сведены в таблицу 2, составляет 0.0000175. из которой видно, что максимальная ошибка

Таблица 2

Результаты обучения нейросети

Выход 1	Ошибка	Выход 2	Ошибка	Выход 3	Ошибка
-0,999998	-0,0000013	-0,9999986	-0,0000013	-0,9999974	-0,0000025
-0,999997	-0,0000003	-0,9999997	-0,0000003	-0,9999992	-0,0000008
-0,9999996	-0,0000003	-0,9999997	-0,0000003	-0,9999992	-0,0000007
-0,999997	-0,0000003	-0,9999997	-0,0000003	-0,9999992	-0,0000007
-0,999997	-0,0000003	-0,9999997	-0,0000002	-0,9999992	-0,0000008
0,999987	0,0000013	0,9999986	0,0000014	0,9999991	0,00000085
0,999997	0,00000025	0,9999997	0,0000003	0,9999998	0,00000022
0,999997	0,00000021	0,9999997	0,00000023	0,9999998	0,00000021
0,9999998	0,0000002	0,9999997	0,00000023	0,9999997	0,00000021
0,999996	0,00000044	0,9999996	0,0000037	0,9999995	0,00000046
0,000072	0,000073	0,000085	-0,0000856	0,000044	-0,0000441
-0,000044	0,000044	-0,000017	-0,0000175	-0,000078	-0,0000789
0,000066	0,000066	0,000083	0,0000832	0,000053	-0,0000538
0,000067	0,000067	0,000084	0,0000838	0,000054	-0,0000545
0,000066	0,000066	0,000083	0,0000834	0,000054	-0,0000542

Для обработки полученных результатов контроля рабочего состояния исполнительного устройства стрелочного привода переменного тока и определения возникшей неисправности была построена нейросеть с прямым распространением сигнала и обратным

распространением ошибки (рис. 4), которая имеет три входа и четыре выхода. Данная нейросеть также содержит три слоя: два скрытых и один выходной. Первый слой содержит три нейрона, второй – 10 нейронов, третий, выходной – четыре нейрона.

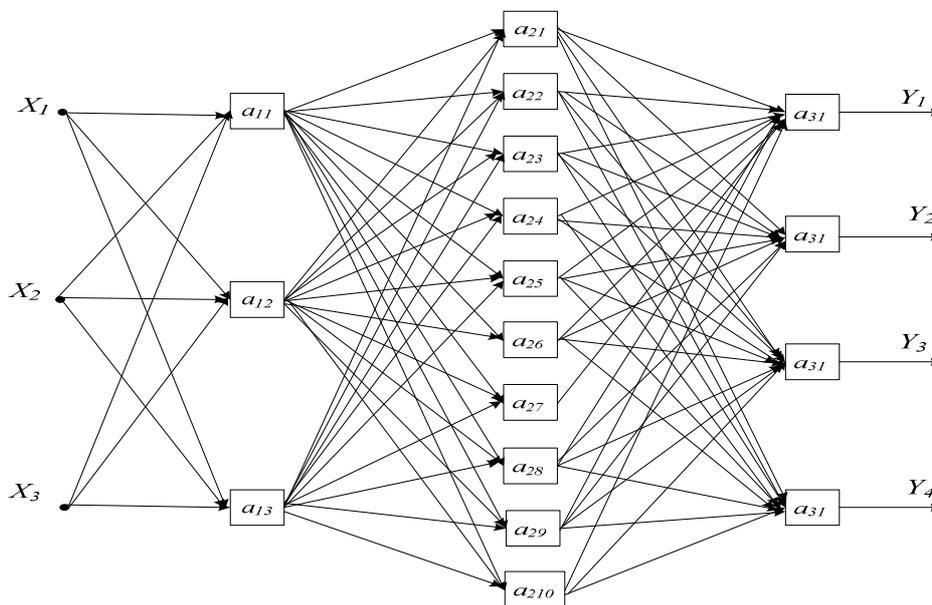


Рис. 4. Нейросетевая модель определения неисправности исполнительного устройства стрелочного привода переменного тока

Так как для решения поставленной задачи необходима функция активации, имеющая область значений от 0 до 1 применим сигмоидальную функцию, которая будет иметь форму гиперболического тангенса.

Обучающей последовательностью для данной нейросети являются полученные значения на выходах нейросети контроля параметров электропривода переменного тока с асинхронным двигателем (табл. 3).

Таблиця 3

Обучающая последовательность нейросетевой модели определения неисправности исполнительного устройства стрелочного привода

Вход 1	Вход 2	Вход 3	Выход 1	Выход 2	Выход 3	Выход 4
1	1	1	1	1	1	1
-1	0	0	0	0	1	1
0	-1	0	0	0	1	1
0	0	-1	0	0	1	1
0	-1	-1	0	1	1	0
-1	0	-1	0	1	1	0
-1	-1	0	0	1	1	0
0	0	0	0	1	0	1

При анализе характеристик двигателя при возникновении различных неисправностей были

выведены следующие основные зависимости: при обрыве фазы ток в этой фазе отсутствует, а в остальных - одинаково завышен; при обрыве стержня ротора ток в обмотках статора увеличивается; если в одной фазе напряжение повышенное, то ток в этой фазе тоже увеличивается, а в остальных - становится ниже номинального. Исходя из этого, за каждым выходом нейросети закрепляем определенную неисправность: Y_1 - «1» - двигатель работает исправно, «0» - возникло повреждение; Y_2 - «0» - обрыв фазы статора, «1» - неисправность отсутствует; Y_3 - «0» - обрыв стержня ротора, «1» - неисправность отсутствует, Y_4 - «0» - изменилось напряжение в одной фазе, «1» - неисправность отсутствует.

Процесс обучения составил 4 итерации глобального цикла. Полученные значения на выходе сети и ошибки обучения сведены в табл. 4. Максимальная ошибка составила 0,00068, что удовлетворяет поставленным условиям.

Таблиця 4

Результаты обучения нейросети

Y_1	0,99982	0,000067	0,0000029	0,0000038	0	0	0	0,0002
Ош.	0,00017	-6,72e-05	-2,922e-06	-3,852e-06	-7,830e-08	-8,784e-08	-8,45e-08	-0,0002
Y_2	0,99994	0,000646	0,0031	0,00157	0,9997	0,995	0,962780	0,9998
Ош.	6,2290e-05	-0,00064	-0,0031	-0,00157	0,00029	0,00494	0,0037	0,0002
Y_3	0,99977	0,99986	0,9998	0,99980	0,9998	0,9999	0,99991	0,0002
Ош.	0,0002	0,000142	0,00014	0,00015	0,00014	8,151e-05	8,985e-05	-0,0002
Y_4	0,99998	0,99948	0,99596	0,99816	0,000258	0,00343	0,0055	0,9997
Ош.	1,6284e-05	0,000523	0,004	0,0018	-0,00025	-0,0034	-0,0055	0,0002

Ошибка обучения нейросети уменьшается к концу процесса обучения (рис. 5). Минимальное значение ошибки достигается на 1-м цикле и составляет $4,46 \cdot 10^{-8}$.

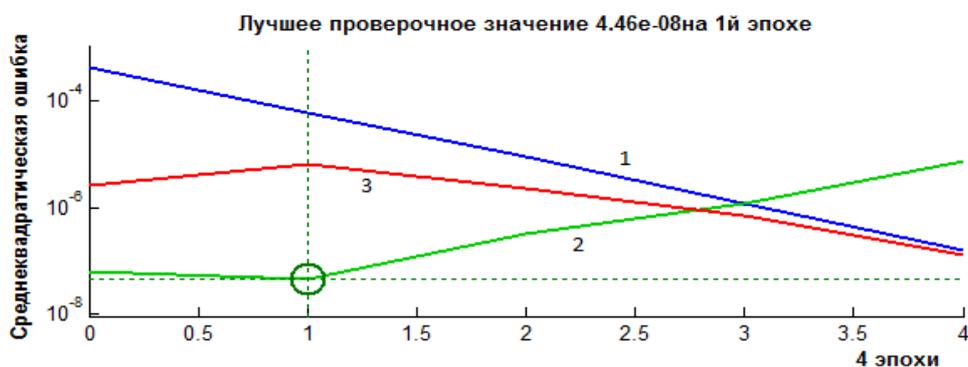


Рис. 5. Изменение ошибки сети в процессе ее обучения: 1 – обучающее множество, 2 – проверочное множество, 3 – тестирующее множество

Полученные функции регрессии результатов, полученных на выходе сети от целевых значений, представлены на рис. 6.

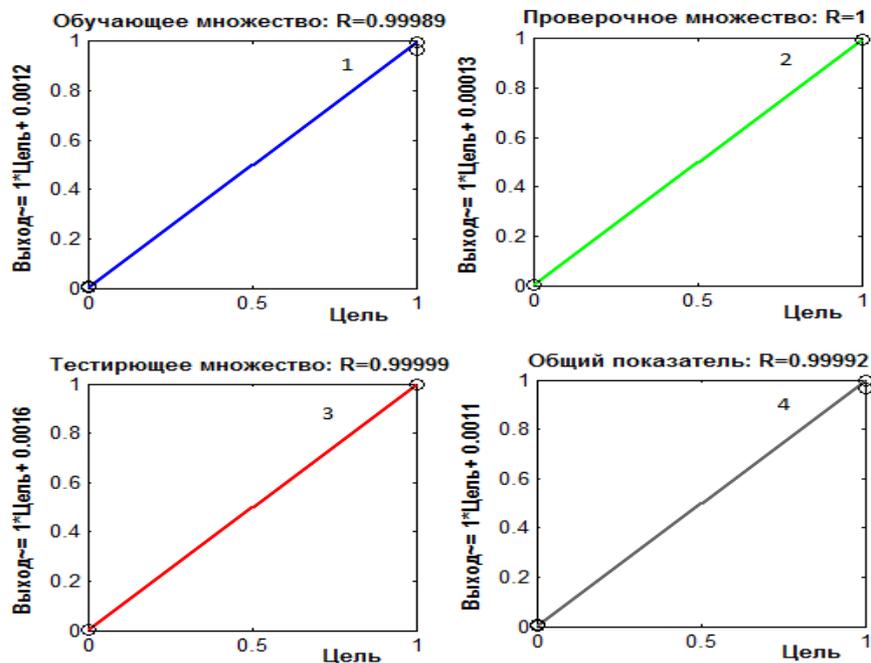


Рис. 6. Линейная регрессия между выходом НС и целями:

○ - исходные данные, --- - целевой вектор, 1 – обучающее множество, 2 - проверочное множество, 3 – тестирующее множество, 4 – общий показатель

Прохождение графика через заданные точки и максимальное приближение построенной линии к пунктиру свидетельствует о соответствии целевых данных к выходным значениям. Таким образом, из выше приведенных зависимостей, можно судить о том, что построенная нейросеть является адекватной и позволяет решить поставленную задачу.

Вывод

Построенная нейросетевая модель позволяет повысить безопасность на железной дороге за счет выявления неисправности до отказа двигателя стрелочного привода, сокращение затрат за счет уменьшения простоя поездов. Непрерывный контроль технического состояния исполнительного устройства стрелочного привода переменного тока дает возможность перейти от планово-предупредительного обслуживания к обслуживанию по состоянию.

Литература

1. Перникис, Б.Д. Предупреждение и устранение неисправностей в устройствах СЦБ [Текст] / Б.Д. Перникис, Р.Ш. Ягудин. – М.: Транспорт, 1984. – 224 с.
2. Волков, В.Н. Нейросетевая идентификация электропривода постоянного тока [Электронный ресурс] / В.Н. Волков, А.В. Кожевников // Современные научные исследования и инновации.

- № 4, Апрель 2013. – Режим доступа: <http://web.snauka.ru/issues/2013/04/23648>.
3. Ивченко, Ю.Н. Методы автоматизированного управления парком электродвигателей железнодорожных стрелочных приводов «по текущему состоянию» [Текст] / Ю.Н. Ивченко, О.М. Швец, М.В. Скалзуб // Информационно-керуючі системи на залізничному транспорті. – 2010. – №4. – С. 96 – 102.
4. Буряк, С.Ю. Исследование временной зависимости и спектрального состава сигнала в цепи стрелочных электродвигателей переменного тока. [Текст] / С.Ю. Буряк, В.И. Гаврилюк, О.А. Гололобова // Автоматизовані системи управління на транспорті. – 2014. – №6. – С. 7 – 22.
5. Заенцев, И.В. Нейронные сети: основные модели [Текст]: учеб. пособие к курсу «Нейронные сети» / И.В. Заенцев. – 1999. – 76 с.
6. Комашинский, В.И. Нейронные сети и их применение в системах управления и связи [Текст] / В.И. Комашинский, Д.А. Смирнов. – М.: Горячая линия – Телеком, 2003. – 94 с.
7. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации [Текст] / С. Осовский; пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
8. Бабаев, М.М. Имитационное моделирование временных зависимостей параметров асинхронных двигателей стрелочных электроприводов [Текст] /

- М.М. Бабаєв, В.С. Блиндюк, Ю.І. Богатырь // Зб. наук. праць. – Харків: УкрДУЗТ, 2015. – Вип. 154. – С. 120 – 126.
9. Резников, Ю.М. Электроприводы железнодорожной автоматики и телемеханики [Текст] / Ю.М. Резников. – М.: Транспорт, 1985. – 288 с.
10. Дьяконов, В. Математические пакеты расширения MATLAB. Специальный справочник [Текст] / В. Дьяконов, В. Круглов. – СПб.: Питер, 2001. – 480 с.

М. М. Бабаєв, В. С. Блиндюк, Ю. І. Богатир. Нейромережева модель контролю стану виконавчого пристрою стрілочного приводу змінного струму в реальному часі. Розглянуто метод діагностування робочого стану асинхронного двигуна стрілочного електропривода в реальному масштабі часу. Встановлено певну залежність зміни струмів у фазах статора при виникненні несправностей. На підставі встановленої залежності побудовано нейромережеву модель контролю параметрів виконавчого обладнання стрілочного приводу. Показано, що результат навчання моделі адекватний, тому що заключна середньоквадратична помилка мала, залежності навчального й перевірного наборів затвердження мають схожі характеристики, перенавчання не відбулося. Для обробки отриманих результатів контролю було побудовано нейромережу з прямим поширенням сигналу й зворотним поширенням помилок.

Ключові слова: нейромережева модель, стрілочний електропривод, асинхронний двигун, статор, ротор, імітаційна модель, методи контролю.

M.M. Babaev, V.S. Blinduk, Y.I. Bogatir. Neural network model of control over the operating condition of the actuation mechanism of a switch alternating current machine in real time. The method of diagnosing operating condition of an asynchronous engine of a switch electric machine in real time by means of controlling stator current asymmetry using neural networks has been considered. A simulation model showing different malfunctions arising in the course of its operation has been constructed for the analysis of temporary dependences of the controlled device. A certain dependence of current change in stator phases when malfunctions occur has been established. A neural network model of control over the parameters of a switch alternating current machine actuation mechanism with direct propagation of a signal and the reverse propagation of errors has been constructed on the basis of the established dependence. It is shown that the result of the model training is adequate as the final average squared error is small, the dependences of the training and testing sets of the statement have similar

characteristics, retraining has not happened. A neuronet with direct signal propagation and the reverse propagation of errors has been constructed to process the obtained results of control. The constructed neural network model allows increasing safety of train operation due to the detection of a fault before the switch machine engine failure occurs and reducing operational expenses due to the reduction of train detention time.

Key words: neural network model, switch electric machine, asynchronous engine, stator, rotor, simulation model, control methods.

Поступила 08.09.2015 г.

Бабаєв М.М., доктор технічних наук, професор кафедри електротехніки і електричних машин, Український державний університет залізничного транспорту, Харків, Україна.

Блиндюк В.С., доктор технічних наук, професор кафедри електротехніки і електричних машин, Український державний університет залізничного транспорту, Харків, Україна.

Богатырь Ю.И., ассистент кафедры електротехніки і електричних машин, Український державний університет залізничного транспорту, Харків, Україна.

Mikhail Babaev, Doctor of Engineering, professor department of electrical engineering and electrical machines Ukrainian State University of Railway Transport, Kharkiv, Ukraine.

Vasiliy Blinduk, Doctor of Engineering, professor department of electrical engineering and electrical machines Ukrainian State University of Railway Transport, Kharkiv, Ukraine.

Yuliya Bogatir, assistant Department of electrical engineering and electrical machines Ukrainian State University of Railway Transport, Kharkiv, Ukraine.