

УДК 62-523.8: 004.896

Принцип построения архитектуры нейроэмулятора угловой скорости электропривода по схеме ТРН–АД*

Л.Е. КОЗЛОВА

634050, РФ, г. Томск, пр. Ленина, 30, Томский политехнический университет, ассистент. E-mail: kozlova@tpu.ru

В настоящее время одной из распространенных систем управления динамикой асинхронного электропривода являются системы мягкого пуска, основное предназначение которых – плавный пуск и останов. Для обеспечения необходимого качества управления динамикой асинхронного электропривода по схеме ТРН–АД производственных механизмов с произвольным характером изменения момента нагрузки следует применять систему, замкнутую по сигналу обратной связи угловой скорости ротора. Использование датчиков скорости зачастую нецелесообразно с точки зрения удобства эксплуатации электропривода в технологическом процессе. Более удобным способом формирования сигнала обратной связи является нейросетевой наблюдатель скорости, важной особенностью которого является нечувствительность к изменению внутренних параметров электропривода; данный наблюдатель обладает высокими обобщающими свойствами, не требует знания параметров асинхронного электродвигателя и относительно прост в реализации. Целью исследования в статье является выбор наилучшей архитектуры нейроэмулятора угловой скорости электропривода по схеме ТРН–АД. При выборе архитектуры нейроэмулятора следует определиться с функцией активации в скрытом слое и методом обучения. Активационная функция определяет выходное значение нейрона сети, а алгоритм обучения – нахождение корреляционных связей между входными и выходными сигналами. В статье проводилось исследование и выбор среди таких наилучших алгоритмов обучения, как алгоритм градиентного спуска с возмущением, алгоритм обучения Левенберга–Марквардта, алгоритм обучения М.Ф. Моллера. Для сознания нейроэмулятора угловой скорости электропривода по схеме ТРН–АД были рассмотрены такие функции активации, как пороговая функция, сигмоидальная функция, тангенциальная функция. В качестве входных данных нейроэмулятора использовались предварительно обработанные данные с датчиков токов и напряжений статора и их задержки, а также обратная связь по оценке скорости с задержкой. Проверка работоспособности нейроэмулятора проводилась в динамике при разных режимах работы в ходе имитационного моделирования в программе MATLAB Simulink. По результатам исследований в статье предлагается использование тангенциальной функции активации и алгоритма обучения Левенберга–Марквардта. Ошибка идентификации скорости для предложенной архитектуры нейронной сети минимальна.

Ключевые слова: нейронная сеть, тиристорный регулятор напряжения, асинхронный двигатель, алгоритм обучения, алгоритм градиентного спуска с возмущением, алгоритм обу-

* Статья получена 1 октября 2014 г.

чения Левенберга–Марквардта, алгоритм обучения М.Ф. Моллера, функция активации, пороговая функция, сигмоидальная функция, тангенциальная функция, имитационное моделирование, MATLAB Simulink

DOI: 10.17212/1814-1196-2015-1-161-170

ВВЕДЕНИЕ

На сегодняшний день бурно развивается отрасль электротехнической промышленности по разработке, исследованию и введению в эксплуатацию систем мягкого пуска асинхронных двигателей по схеме «Тиристорный регулятор напряжения – асинхронный двигатель» (ТРН–АД) [1]. Данное оборудование увеличивает такие показатели, как экономичность, энергетическая эффективность, управляемость, увеличение срока службы механизмов и электродвигателя, плавный пуск и останов, отсутствие провалов напряжения и др. Как показал сравнительный анализ [2], удельная стоимость систем мягкого пуска значительно меньше по сравнению с преобразователями частоты той же мощности [3–7]. Для обеспечения мягкого пуска какого-либо механизма необходимо использование замкнутого по скорости электропривода по схеме ТРН–АД. Использование реального датчика скорости зачастую значительно превышает стоимость асинхронного электродвигателя малой мощности, увеличивает эксплуатационные расходы оборудования, а также приводит к увеличению удельного количества отказов оборудования вследствие увеличения количества элементов в системе. Использование наблюдателей скорости позволит избежать перечисленные выше недостатки.

В данной статье предлагается использовать в качестве наблюдателя угловой скорости нейроэмулятор в бездатчиковом электроприводе по схеме ТРН–АД. Нейронная сеть обладает рядом преимуществ, к числу которых можно отнести свойство обобщения, отсутствие требований к априорному заданию параметров асинхронного электродвигателя, малую чувствительность к изменению внутренних параметров двигателя, относительную простоту реализации.

Согласно [8, 9], наилучшей структурой для построения нейроэмуляторов сложных динамических систем обладают динамические нейронные сети [10]. Особенностью данных сетей является наличие задержек по входу и выходу, поданных на вход нейронной сети. При выборе архитектуры нейроэмулятора следует определиться с такими показателями, как количество скрытых слоев, тип функции активации и метод обучения [11].

1. АЛГОРИТМЫ ОБУЧЕНИЯ И ФУНКЦИИ АКТИВАЦИИ НЕЙРОЭМУЛЯТОРА

К наиболее перспективным алгоритмам обучения можно отнести: алгоритм Левенберга–Марквардта, алгоритм градиентного спуска с возмущением, алгоритм обучения (АО) М.Ф. Моллера [12–14].

Активационная функция определяет выходное значение нейрона в зависимости от входного сигнала, сигнала сдвига и синаптических весов нейрона, образующихся в процессе обучения.

Функции активации можно разделить на две группы: непрерывно-дифференцируемые и функции с разрывной производной. В статье проводилось исследование нейросетей, имеющих непрерывно-дифференцируемые функции активации и функции с разрывной производной. К непрерывно-дифференцируемым функциям активации относятся: сигмоидальная, тангенциальная и радиально-базисная; к функциям с разрывной производной – ступенчатые функции активации и симметричная линейная с ограничением. Характер функции активации значительно влияет на качество обучения нейронной сети [10].

2. РАЗРАБОТКА НАБЛЮДАТЕЛЯ УГЛОВОЙ СКОРОСТИ РОТОРА ЭЛЕКТРОПРИВОДА ПО СХЕМЕ ТРН–АД

Для обучения нейроэмулятора использовались данные токов и напряжений статора. Особенностью управления промышленными механизмами с помощью асинхронного электропривода по схеме ТРН–АД является наличие бестоковых пауз [15]. Данный факт значительно усложнит процесс обучения нейроэмулятора. Поэтому в статье предложен оригинальный способ предварительной обработки данных.

В качестве предварительной обработки данных для обучения нейроэмулятора скорости предложено преобразовать токи, напряжения статора, а также их задержки в полярную систему координат:

$$I_m(t) = \sqrt{I_A(t)^2 + I_B(t)^2 + I_C(t)^2};$$

$$U_m(t) = \sqrt{U_A(t)^2 + U_B(t)^2 + U_C(t)^2},$$

где $I_A(t)$, $I_B(t)$, $I_C(t)$ и $U_A(t)$, $U_B(t)$, $U_C(t)$ – мгновенные значения токов и напряжений фаз A , B , C статора; $I_m(t)$, $U_m(t)$ – мгновенные значения модулей результирующих векторов токов и напряжений статора.

На рис. 1 представлено преобразование вектора тока $I(t)$ в полярную систему координат.

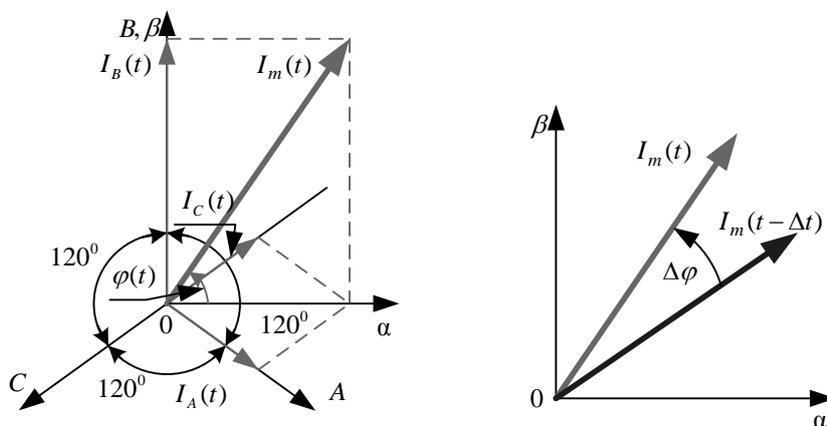


Рис. 1. Вектор тока в полярной системе координат

3. ПРОВЕРКА РАБОТОСПОСОБНОСТИ НЕЙРОЭМУЛЯТОРА НА ИМИТАЦИОННОЙ МОДЕЛИ

Проверка работоспособности нейроэмулятора угловой скорости электропривода по схеме ТРН–АД, обученного при различных алгоритмах обучения, проводилась в динамическом режиме. Для исследования была взята нейронная сеть размерностью 9-7-27-1, созданная в программной среде MATLAB Simulink [12, 16], которая состоит из 9 нейронов во входном слое, 7 и 27 – в скрытых слоях, из одного нейрона в выходном слое. В качестве входных сигналов использовались данные с блока предварительной обработки сигналов и обратная связь по скорости с задержкой. Архитектура такой сети представлена на рис. 2.

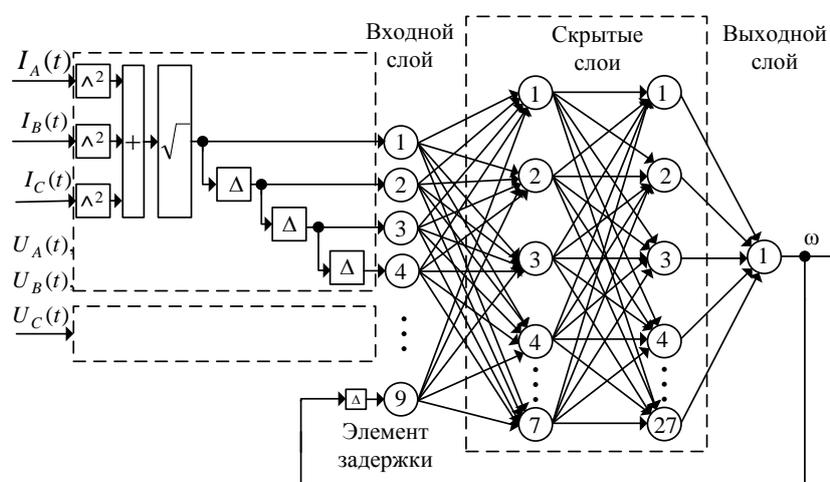


Рис. 2. Архитектура нейроэмулятора скорости ЭП по схеме ТРН–АД

В табл. 1 представлен сравнительный анализ качества скорости обучения нейроэмулятора при различных алгоритмах обучения за постоянный промежуток времени, равный 2000 секундам машинного времени, при неизменных вычислительных параметрах компьютера. Столбец «Количество эпох» характеризует скорость обучения, столбец «Градиент» – способность нейронной сети к нахождению глобального минимума ошибки, а столбец «Качество обучения» – величину ошибки после обучений нейронной сети.

Таблица 1

Результаты качества обучения нейронной сети

Алгоритм обучения	Градиент	Количество эпох	Качество обучения
Алгоритм градиентного спуска с возмущением (Traingdm)	0,02	23 756	6418
Алгоритм обучения М.Ф. Моллера (Trainscg)	262	8562	25,47
Алгоритм обучения Левенберга–Марквардта (Trainlm)	1,86	502	0,000413

Примечание. Параметры компьютера: процессор – Intel® Core™ i3 CPU M 380, частота – 2,53 ГГц, ОЗУ – 4 ГБ, тип системы – 64-разрядная операционная система.

На рис. 3 представлены графики переходных процессов по скорости асинхронного электропривода по схеме ТРН–АД с обратной связью по скорости от нейроэмулятора, созданного при различных методах обучения.

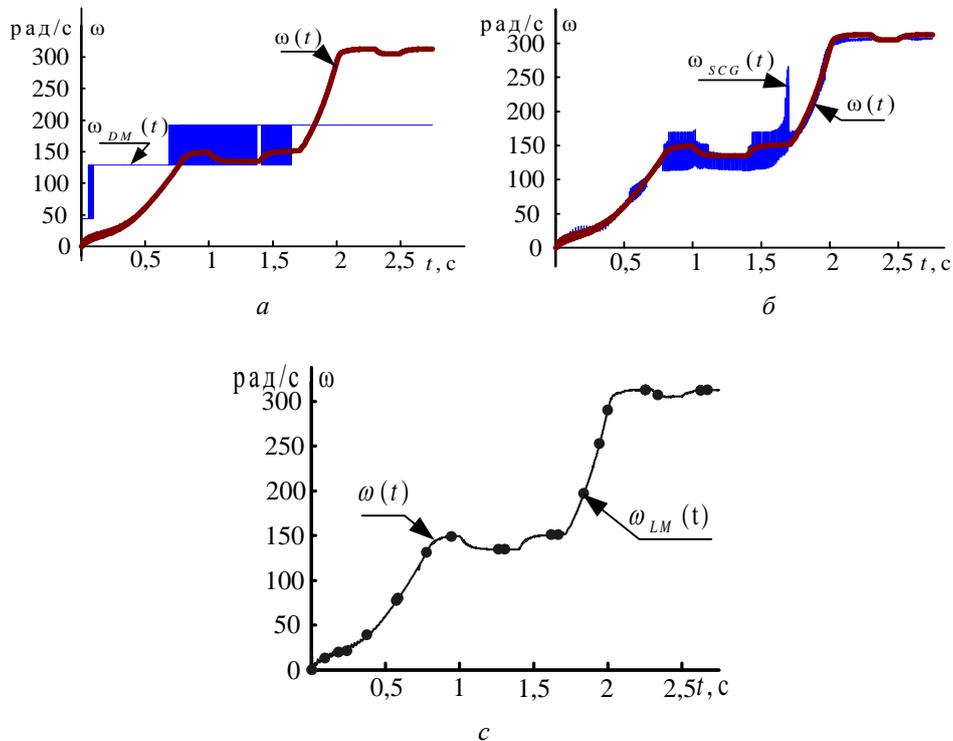


Рис. 3. Результаты качества обучения нейроэмуляторов:

a – алгоритм градиентного спуска с возмущением; *б* – алгоритм обучения М.Ф. Моллера;
с – алгоритм обучения Левенберга–Марквардта

Из рис. 3 видно, что нейроэмуляторы, обученные с помощью алгоритма градиентного спуска с возмущением и алгоритма обучения М.Ф. Моллера, недообучились. Нейронная сеть, обученная с помощью алгоритма обучения Левенберга–Марквардта, обладает наилучшими обобщающими свойствами.

На основе выбранного алгоритма обучения проводилось исследование нейронной сети, обученной при различных функциях активации в скрытых слоях. В исследуемой нейронной сети входной слой нейроэмулятора не имеет функции активации, а является ретранслятором; выходной слой имеет линейную функцию активации. Исследовались нейронные сети с функциями активации: пороговой, сигмоидальной и тангенциальной [10, 12].

В табл. 2 представлен сравнительный анализ качества обучения нейросетевого наблюдателя угловой скорости вращения вала асинхронного двигателя при различных функциях активации. Нейронная сеть размерностью 9-7-27-1 обучалась по алгоритму Левенберга–Марквардта за постоянный промежуток времени, равный 2000 секундам машинного времени, при неизменных вычислительных параметрах компьютера.

Таблица 2

Результаты качества обучения нейронной сети

Функция активации	Градиент	Количество эпох	Качество обучения
Пороговая функция	$3,79 \cdot 10^{-13}$	–	10 300
Сигмоидальная функция	4,03	4205	181
Тангенциальная функция	1,86	502	0,000413

Примечание. Параметры компьютера: процессор – Intel® Core™ i3 CPU M 380, частота – 2,53 ГГц, ОЗУ – 4 ГБ, тип системы – 64-разрядная операционная система.

Функции активации с разрывной производной в исследовании не участвовали, так как для сложных динамических объектов, к которым можно отнести асинхронный электропривод по схеме ТРН–АД, ИНС с таким типом функций активации сложно подобрать корреляционные связи между входными и выходными параметрами системы и найти глобальный минимум ошибки при обучении нейронной сети. Примером тому послужила нейронная сеть с пороговой функцией активации, в которой на первом этапе обучения градиент составил $3,79 \cdot 10^{-13}$, а величина ошибки обучения – 10 300, данные указаны в табл. 2. Согласно рекомендациям [8], нейронная сеть с радиально-базисной функцией активации состоит не более чем из трех слоев: входного, скрытого и выходного. Исследуемая нейронная сеть состоит из четырех слоев, вследствие чего данная функция активации в исследовании также не участвует. Такая нейронная сеть обладает высокой обучающей способностью, но требует большого количества нейронов в скрытом слое.

Согласно проведенным исследованиям, представленным в табл. 3, наилучшим качеством обучения обладает нейронная сеть с тангенциальными функциями активации в скрытом слое. На рис. 4 представлены графики переходных процессов по скорости электропривода по схеме ТРН–АД в сравнении с нейросетевым наблюдателем скорости, обученным при различных функциях активации в скрытом слое.

На рис. 5 приведены графики переходных процессов замкнутого асинхронного электропривода по схеме ТРН–АД с обратными связями по скорости от реального датчика и нейроэмулятора с тангенциальной функцией активации в скрытом слое и обученного при помощи алгоритма Левенберга–Марквардта при разных технологических режимах. Рассмотрению подлежат следующие режимы: пуск двигателя холостую до скорости 150 рад/с (область работы – А), разгон до скорости 310 рад/с (область работы – D), наброс нагрузки (области работы – В, Е), сброс нагрузки (области работы – С, F).

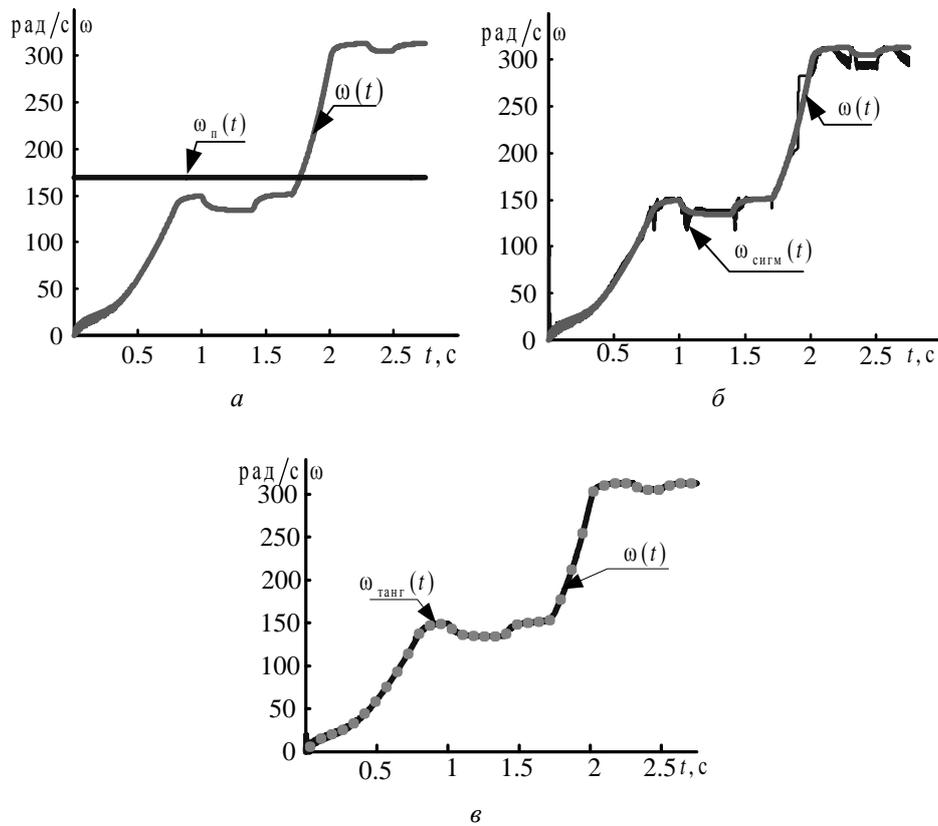


Рис. 4. Переходные процессы по скорости с различными функциями активации:
 а – пороговая функция; б – сигмоидальная функция; в – тангенциальная функция

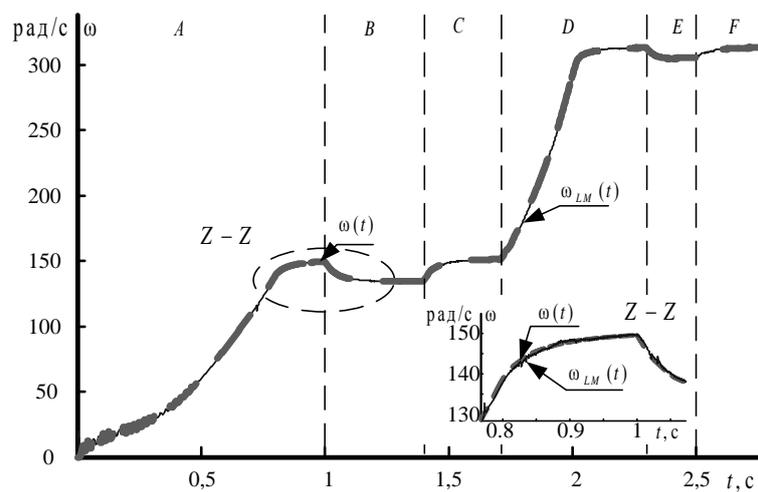


Рис. 5. Графики переходных процессов по скорости с реального датчика скорости $\omega(t)$ и с нейросетевого наблюдателя $\omega_{LM}(t)$

Переходные процессы, показанные на рис. 5, доказывают приемлемое качество работы нейроэмулятора угловой скорости совместно с асинхронным

электроприводом по схеме ТРН-АД, при этом искусственная нейронная сеть была создана с тангенциальной функцией активации в скрытом слое, а при обучении использовался алгоритм Левенберга–Марквардта.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Разработан нейроэмулятор угловой скорости для замкнутого асинхронного электропривода по схеме ТРН-АД, позволяющий обеспечить заданное качество процессов регулирования динамических режимов в устройствах плавного пуска. Из результатов имитационного моделирования в программной среде MATLAB Simulink видно, что среди нейроэмуляторов, обучение которых проводилось за фиксированный промежуток времени при различных способах обучения и функциях активации нейронов в скрытых слоях, наилучшими обобщающими свойствами обладает нейронная сеть с тангенциальными функциями активации, обученная на основе алгоритма Левенберга–Марквардта.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Нестеров К.Е.* Разработка и исследование системы «Тиристорный преобразователь напряжения-асинхронный двигатель» с вычислителем скорости ротора по ЭДС статора: дис. ... канд. техн. наук. – Екатеринбург, 2009. – 140 с.
2. *Timoshkin V., Glazyrin A., Kozlova L.* Reasoning of the use of TVR-IM electric drives of closed-loop type by the angular velocity observer for solving technological problems // *Applied Mechanics and Materials*. – 2015. – Vol. 698. – P. 131–135. – doi: 10.4028/www.scientific.net/AMM.698.131.
3. Прайс-лист приводов АBB [Электронный ресурс]. – URL: <http://privod.szemo.ru/company/abb> (дата обращения: 24.06.2014).
4. Прайс-лист приводов Siemens ООО «Спецтрейдимпорт» [Электронный ресурс]. – URL: www.mechprivod.ru (дата обращения: 24.06.2014).
5. Прайс-лист приводов ООО «Звезда-Электроника» [Электронный ресурс]. – URL: www.zvezda-el.ru (дата обращения: 24.06.2014).
6. Устройство плавного пуска SIRIUS 3RW30/3RW40 [Электронный ресурс]: справочник по аппарату 10/2010 / Siemens AG. – Nürnberg, Германия, 2012. – 242 с. – URL: http://www.siemens.ru.com/doc/52_Files_1351171684_manual_sirius_softstarter_ru-ru.pdf (дата обращения: 10.07.2014).
7. Устройства плавного пуска PSR, PSS, PSE, PST и PSTB [Электронный ресурс]: технический каталог / ООО «АББ», подразделение «Низковольтное оборудование». – [Б. м.], 2013. – URL: [http://www05.abb.com/global/scot/scot209.nsf/veritydisplay/ac41faca923829e0c1257ce40047a4a8/\\$file/25137_abb_urp_2.pdf](http://www05.abb.com/global/scot/scot209.nsf/veritydisplay/ac41faca923829e0c1257ce40047a4a8/$file/25137_abb_urp_2.pdf) (дата обращения: 10.07.2014).
8. *Махотило К.В.* Разработка методик эволюционного синтеза нейросетевых компонентов систем управления: дис. ... канд. техн. наук. – Харьков, 1998. – 179 с.
9. Применение методов нейронных сетей и генетических алгоритмов в системах управления электроприводами / В.Б. Клепиков, С.А. Сергеев, К.В. Махотило, И.В. Обруч // *Электротехника*. – 1999. – № 5. – С. 2-6.
10. *Bose B.K.* *Modern power electronics and AC drive*. – New Jersey: Prentice Hall, 2001. – 710 p.
11. Методы синтеза систем управления асинхронными электроприводами с использованием нейронных сетей / И.Я. Браславский, А.В. Костылев, Д.В. Мезеушева, Д.П. Степанюк // *Электротехника*. – 2005. – № 9. – С. 54–57.
12. *Медведев В.С., Потемкин В.Г.* Нейронные сети. MATLAB 6 / под общ. ред. В.Г. Потемкина. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.
13. *Пантелеев А.В., Летова Т.А.* Методы оптимизации в примерах и задачах: учебное пособие. – 3-е изд., стер. – М.: Высшая школа, 2008. – 544 с. – (Прикладная математика для ВТУЗов).
14. *Möller M.F.* A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning // *Neural Networks*. – 1993. – Vol. 6, iss. 4. – P. 525–533. – doi: 10.1016/S0893-6080(05)80056-5.

15. Зюзев А.М. Развитие теории и обобщение опыта разработки автоматизированных электроприводов агрегатов нефтегазового комплекса: дис. ... д-ра техн. наук. – Екатеринбург, 2004. – 347 с.

16. Герман-Галкин С.Г. Компьютерное моделирование полупроводниковых систем в MATLAB 6.0: учебное пособие. – СПб.: Корона принт, 2010. – 320 с.

Козлова Людмила Евгеньевна, ассистент Томского политехнического университета. Основное направление исследований – искусственные нейронные сети в электроприводе. E-mail: kozlovale@tpu.ru

The principle of designing an angular velocity neuroemulator architecture of the electric drive based on the TVR – IM circuit diagram*

L. Ev. KOZLOVA

National Research Tomsk Polytechnic University, 30 Lenin Avenue, 634050, Tomsk, Russian Federation, assistant lecturer. E-mail: kozlovale@tpu.ru

Currently one of the most common systems of asynchronous electric drive dynamics control is soft start, the main purpose of which is smooth starting and stopping operations. To ensure the necessary quality of asynchronous electric drive dynamics control by the TVR-IM scheme of production mechanisms with arbitrary changes of the load torque, a system closed by the feedback signal of the rotor speed should be used. Using speed sensors is often impractical in terms of the ease of the electric drive use in a technological process. A more convenient method of forming a feedback signal is a neural network speed observer, whose important feature is its insensitivity to changes in internal electric parameters. The observer has high generalizing properties, does not require knowledge of the parameters of the induction motor and is relatively simple to implement. The aim of the research is to choose the best architecture of the angular velocity neuroemulator based on the TVR – IM electric drive diagram. When choosing a neuroemulator architecture the activation function in the hidden layer and a learning method should be defined. The activation function determines a neuron output value of the network while the learning algorithm finds correlations between the input and output signals. This paper presents the results of the research and describes the best choice from such learning algorithms as the gradient descent with momentum backpropagation, the Levenberg – Marquardt algorithm, and the scaled conjugate gradient backpropagation. To better understand the principle of the angular velocity neuroemulator of the electric drive based on the TVR - IM circuit diagram such activation function as the threshold (hard-limit transfer) function, the sigmoid function and the tangent function were considered. As input data the neuroemulator used preprocessed data from the sensors of stator currents and voltages and their delays as well as a speed feedback delay. The verification of the dynamic neuroemulator performance was conducted in various operating modes during the simulation process in the MATLAB Simulink program. Based on the research results, the article suggests the use of the tangential activation function and the Levenberg – Marquardt learning algorithm. Speed error identification for the proposed neural network architecture is minimal.

Keywords: neural network, thyristor voltage regulator, induction motor, learning algorithm, gradient descent with momentum backpropagation (GDM), the Levenberg–Marquardt algorithm (LMA), the Moller learning algorithm, scaled conjugate gradient backpropagation (SCG), activation function, hard-limit transfer function, sigmoid function, tangent function, simulation, MATLAB Simulink

DOI: 10.17212/1814-1196-2015-1-161-170

* Received 1 October 2014.

REFERENCES

1. Nesterov K.E. *Razrabotka i issledovanie sistemy "Tiristornyj preobrazovatel' naprjazhenija-asinhronnyj dvigatel'" s vychislitelem skorosti rotora po JeDS statora*. Dis. kand. tehn. nauk [Development and research of the "thyristor voltage converter-induction motor" with the calculator speed rotor stator EMF. Dr. eng. sci. diss.]. Ekaterinburg, 2009. 140 p.
2. Timoshkin V., Glazyrin A., Kozlova L. Reasoning of the use of TVR-IM electric drives of closed-loop type by the angular velocity observer for solving technological problem. *Applied Mechanics and Materials*, 2015, vol. 698, pp. 131–135. doi: 10.4028/www.scientific.net/AMM.698.131.
3. *Prajs-list privodov ABB* [Price list ABB drives]. (In Russian). Available at: www.privod.szemo.ru (accessed 24.06.2014)
4. *Prajs-list privodov Siemens OOO «Spectrejdimport»* [Price list the Siemens Ltd. "Spetsstreydimport"]. (In Russian). Available at: www.mechprivod.ru (accessed 24.06.2014)
5. *Prajs-list privodov OOO «Zvezda-Jelektronika»* [Price list of drives of "The Star-Electronics"]. (In Russian). Available at: www.zvezda-el.ru (accessed 24.06.2014)
6. *Ustrojstvo plavnogo puska SIRIUS 3RW30/3RW40: spravocnik po apparatu 10/2010* [The soft starter SIRIUS 3RW30 / 3RW40: Guide to apparatus 10/2010]. Nürnberg, Germany, Siemens AG, 2012. 242 p. (In Russian). Available at: www.siemens-ru.com/doc/52_files_1351171684_manual_sirius_softstarter_ru-ru.pdf (accessed 10.07.2014).
7. *Ustrojstva plavnogo puska PSR, PSS, PSE, PST i PSTB: tehniceskij katalog* [Softstarters PSR, PSS, PSE, PST and PSTB: technical catalog]. ABB, 2013. (In Russian). Available at: [http://www05.abb.com/global/scot/scot209.nsf/veritydisplay/ac41faca923829e0c1257ce40047a4a8/\\$file/25137_abb_upp_2.pdf](http://www05.abb.com/global/scot/scot209.nsf/veritydisplay/ac41faca923829e0c1257ce40047a4a8/$file/25137_abb_upp_2.pdf) (accessed 10.07.2014)
8. Mahotilo K.V. *Razrabotka metodik jevoljucionnogo sinteza nejrosetevyh komponentov sistem upravlenija*. Dis. kand. tehn. nauk [Development of techniques of evolutionary synthesis of neural network control systems components. Dr. eng. sci. diss.]. Har'kov, 1998. 179 p.
9. Klepikov V.B., Sergeev S.A., Makhotilo K.V., Obruch I.V. *Primenenie metodov neironnykh setei i geneticheskikh algoritmov v sistemakh upravleniya elektroprivodami* [Application of the methods of neural networks and genetic algorithms methods in solution of problems of electric drive control]. *Elektrotehnika – Russian Electrical Engineering*, 1999, no. 5, pp. 2–6.
10. Bose B.K. *Modern power electronics and AC drive*. New Jersey, Prentice Hall, 2001. 710 p.
11. Braslavskii I.Ya., Kostylev A.V., Mezeusheva D.V., Stepanyuk D.P. *Metody sinteza sistem upravleniya asinkhronnymi elektroprivodami s ispol'zovaniem neironnykh setei* [Synthesis of asynchronous-drive control systems using neural networks]. *Elektrotehnika – Russian Electrical Engineering*, 2005, no. 9, pp. 54–57.
12. Medvedev V.S., Potemkin V.G. *Neironnye seti. MATLAB 6* [Neural networks. Matlab 6]. Moscow, DIALOG-MIFI Publ., 2002. 496 p.
13. Pantelev A.V., Letova T.A. *Metody optimizatsii v primerakh i zadachakh* [Optimization methods in examples and problems]. Moscow, Vysshaya shkola Publ., 2008. 544 p.
14. Möller M.F. A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning. *Neural Networks*, 1993, vol. 6, iss. 4, pp. 525–533. doi: 10.1016/S0893-6080(05)80056-5
15. Zyuzev A.M. *Razvitie teorii i obobshchenie opyta razrabotki avtomatizirovannykh elektroprivodov agregatov neftegazovogo kompleksa*. Diss. doct. tekhn. nauk [Development of the theory and generalization of experience developing automated electric drives units oil and gas industry. Dr. eng. sci. diss.]. Ekaterinburg, 2004. 347 p.
16. German-Galkin S.G. *Komp'yuternoe modelirovanie poluprovodnikovyykh sistem v MATLAB 6.0* [Computer modeling of semiconductor systems in Matlab 6.0]. St. Petersburg, Korona print Publ., 2010. 320 p.