2. Буянкин, В. М. Двухконтурная система нейрорегулирования электроприводом с нейросамонастройкой // Нейрокомпьютеры: разработка и применение. — 2006. — №8. — С. 90—94.
3. Буянкин, В.М. Разработка метода адаптивного подчиненного регулирования нейрорегуляторами для управления многоконтурными следящими электроприводами для мехатронной системы робота с параллельной механикой//Промышленные АСУ и контроллеры-2016-N12.-С.-32-36.
4. Буянкин, В. М. Нейрорегулирование электродвигателями электроприводами. Издание LAMBERN Academic Publishing Germany, 2015г С. 160.
5. Viktor, Buyankin. NEUROIDENTIFICATION WITH Neuro-Self Tuning TO ENSURE THE OPERATION THE CURRENT LOOP OF THE ELECTRIC DRIVE WITH THE DESIRED STATIC AND DYNAMIC CHARACTERISTICS. PERIODICO TCHE QUMICA www. periodico. thequimica. com Vol. 15 N0. 30. ISSN1806-0374 (impresso) ISSN 1806-9827 (CD-ROM) ISSN 2179-0302 (meio eletronic) 2018.Porto Alegre, RS.Brasil. p.513-5146.
6. Abbas JJ, Chizeck HJ. Neural network control of functional neuromuscular stimulation systems. Ann Biomed Eng. 1993;21(4):459-460. doi:10.1007/BF02368636.
7. Asakawa S, Kyoya I. Hopfield neural network model for explaining double dissociation in semantic memory impairment. BMC Neurosci. 2013;14(1):P233. doi:10.1186/1471-2202-14-S1-P233.
8. Baddeley B, Graham P, Husbands P, Philippides A. A neural network based holistic model of ant route navigation. BMC Neurosci. 2012;13(1):O1. doi:10.1186/1471-2202-13-S1-O1.
9. Chik D, Borisyuk R. Spiking neural network models for memorizing sequences with forward and backward recall. BMC Neurosci. 2009;10(1):P211. doi:10.1186/1471-2202-10-S1-P211.
10. Jaramillo-Avila U, Rostro-González H. Spiking neural network configuration designed for switching between basic forms of movement in a biped robot. BMC Neurosci. 2015;16(1):P104. doi:10.1186/1471-2202-16-S1-P104.
11. Kuo RJ, Tseng YS, Chen Z-Y. Integration of fuzzy neural network and artificial immune system-based back-propagation neural network for sales forecasting using qualitative and quantitative data. J Intell Manuf. 2016;27(6):1191-1207. doi:10.1007/s10845-014-0944-1.
12. Kutschireiter A, Surace SC, Sprekeler H, Pfister J-P. Approximate nonlinear filtering with a recurrent neural network. BMC Neurosci. 2015;16(1):P196. doi:10.1186/1471-2202-16-S1-P196.
13. Li C, Xu J, Xue L. Knowledge-Based Artificial Neural Network Models for Finline. Int J Infrared Millimeter Waves. 2001;22(2):351-359. doi:10.1023/A:1010760707665.
14. Li Y, Pu Y, Xu D, Qian W, Wang L. Image aesthetic quality evaluation using convolution neural network embedded learning. Optoelectron Lett. 2017;13(6):471-475. doi:10.1007/s11801-017-7203-6.
15. Lin W, Liao X, Deng J, Liu Y. Land cover classification of RADARSAT-2 SAR data using convolutional neural network. Wuhan Univ J Nat Sci. 2016;21(2):151-158. doi:10.1007/s11859-016-1152-y.
16. Manoj K, Charul B. Hybrid tracking model and GSNM based neural network for crowd behavior recognition. J Cent South Univ. 2017;24(9):2071-2081. doi:10.1007/s11771-017-3616-4.
17. Miner D, Triesch J. Self-organization of complex cortex-like wiring in a spiking neural network model. BMC Neurosci. 2015;16(1):P265. doi:10.1186/1471-2202-16-S1-P265.
18. Pomerleau DA. A reply to Towell's book review of Neural Network Perception for Mobile Robot Guidance. Mach Learn. 1995;18(1):121-122. doi:10.1007/BF00993825.
19. Turner JP, Nowotny T. Estimating numerical error in neural network simulations on Graphics Processing Units. BMC Neurosci. 2015;16(1):P182. doi:10.1186/1471-2202-16-S1-P182.
20. Yilmaz I, Gullu M. Georeferencing of historical maps using back propagation artificial neural network. Exp Tech. 2012;36(5):15-19. doi:10.1111/j.1747-1567.2010.00694.x

Буянкин В.М.

**Синтез системы искусственного нейрорегуляционного интеллекта для
токового регулятора электродвигателя с использованием нечеткой логики**

*МГТУ им. Н.Э. Баумана
(Россия, Москва)*

doi: 10.18411/lj-08-2020-03

idsp: lj-08-2020-03

Аннотация

В статье рассматривается синтез системы искусственного нейрорегуляционного интеллекта для токового регулятора электродвигателя с использованием нечеткой логики. Параметры электродвигателей цифровых следящих приводов при сложных критических нагрузках могут меняться непредсказуемо и

нечетко, что осложняет создание математических моделей, необходимых для создания классических регуляторов тока. Поэтому для обеспечения желаемых характеристик предлагается использовать интеллектуальные нейрорегуляторы с нечеткой логикой. В переходных процессах с различными нагрузками токи в электродвигателях могут достигать больших аварийных значений. Поэтому возникает проблема управления и ограничения токов регуляторами. Обмотки электродвигателей в процессе работы нагреваются, изменяется их сопротивление $Rя$, индуктивность $Lя$, что приводит к расстройке параметров регулятора тока и как следствие к ухудшению статических и динамических характеристик ЦСП. Игнорирование этих изменений может привести к ухудшению работы и потере устойчивости. Поэтому приходится решать задачу разработки новых методов управления, создания токовых интеллектуальных нейрорегуляторов с нечеткой логикой. Проверка разработанной системы искусственного нейроэлектротехнического интеллекта для ЦСП, смоделированного в среде Matlab Fuzzy tech показала, что система с нейрорегулятором обеспечивает необходимые желаемые статические и динамические характеристики работы ЦСП.

Разработана адаптивная система с нечеткой моделью на базе гибридной нейронной сети для токового контура ЦСП. В качестве исходных данных используется информация диаграмма устойчивости токового контура от значения входных переменных: индуктивность, сопротивление якоря электродвигателя и выходной переменной интегрального коэффициента ПИ-регулятора с постоянным пропорциональным коэффициентом. Нечеткая модель гибридной нейронной сети содержит 2 входные переменные и одну выходную переменную.

Ключевые слова: электродвигатель, электропривод, регулятор, характеристики, интеллект, логика.

Abstract

In article synthesis of system artificial neuroelectrotechnical intelligence for токового a regulator of the electric motor with use of indistinct logic is considered. Parametres of electric motors of digital watching drives at difficult critical loadings can change is unpredictable and is indistinct that complicates creation of the mathematical models necessary for creation of classical regulators of a current. Therefore for maintenance of desirable characteristics it is offered to use intellectual neyroregulator with indistinct logic. In transients with various loadings currents in electric motors can reach the big emergency values. Therefore there is a problem of management and restriction of currents by regulators. Windings of electric motors in the course of work their resistance $Rя$, inductance $Lя$ that leads parametres of a regulator of a current and as consequence to deterioration static and dynamic characteristics ЦСП heat up, changes. Ignoring of these changes can lead to deterioration of work and stability loss. Therefore it is necessary to solve a problem of working out of new management methods, creations токовых intellectual regulator with indistinct logic. Check of the developed system artificial neuroelectrotechnical intelligence for ЦСП, has shown to Matlab Fuzzy tech environment that the system with neyroregulator provides necessary desirable static and dynamic characteristics of work ЦСП.

The adaptive system with indistinct model on the basis of a hybrid neural network for токового contour ЦСП is developed. As the initial data the information the stability diagramme токового a contour from value of entrance variables is used: inductance, resistance of an anchor of the electric motor and a target variable of integrated factor of the Pi-regulator with constant proportional factor. The indistinct model of a hybrid neural network contains 2 entrance variables and one target variable.

Keywords: electric motor, electric drive, regulator, characteristics, intelligence, logic.

Введение, цель исследования, постановка задачи

Цифровые следящие привода (ЦСП) работают в самых различных режимах. Это работа в длительном режиме, в повторно-кратковременном режиме, как с

постоянной, так и с переменной нагрузкой, которую сложно математически описать и которая может иметь нечеткие характеристики. В переходных процессах с различными нагрузками токи в электродвигателях могут достигать больших аварийных значений. Поэтому возникает проблема управления и ограничения токов регуляторами. Обмотки электродвигателей в процессе работы нагреваются, изменяется их сопротивление $R_{я}$, индуктивность $L_{я}$, что приводит к расстройке параметров регулятора тока и как следствие к ухудшению статических и динамических характеристик ЦСП. Игнорирование этих изменений может привести к ухудшению работы и потере устойчивости ЦСП (рис. 1). Поэтому приходится решать задачу разработки новых методов управления, создания токовых интеллектуальных нейрорегуляторов с нечеткой логикой [1], [2].

Решение поставленной задачи

Приведем параметры $L_{я}$, $R_{я}$ к безразмерному виду, приняв в качестве базовых номинальные значения этих переменных.

$$L_{яп} = \frac{L_{я}}{L_{яном}}. \quad (1)$$

$$R_{яп} = \frac{R_{я}}{R_{яном}}. \quad (2)$$

Информация изменения сопротивления и индуктивности обмоток электродвигателей при работе с различными нагрузками и перегрузками электродвигателей можно отнести к нечеткой. Поэтому для обеспечения желаемых стабильных статических и динамических характеристик необходима система нечеткого интеллектуального управления нейрорегулятором для токового контура ЦСП.

Рис.1. Область устойчивой работы токового контура ЦСП в зависимости от $L_{я}$ и $R_{я}$

Рассмотрим этапы метода [9] синтеза нейрорегуляторов на базе нейронных сетей с использованием нечеткой логики (рис.2) .

Этапы

1. Нейроидентификация с прогнозом статических и динамических характеристик ЦСП ;
2. Формирование нечеткой гибридной нейронной сети;
3. Обучение нечеткой гибридной нейронной сети;
4. Вывод поверхности параметров для нечетких входных и выходных переменных;
5. Формирование обучающей выборки для нейрорегулятора;
6. обучение нейрорегулятора;
7. Моделирование и вычисление статических и динамических характеристик ЦСП с обученным нейрорегулятором;
8. Сравнение статических и динамических характеристик ЦСП с желаемыми.

Рис 2. Структурная схема метода синтеза регуляторов с использованием нечеткой логики на базе нейронных сетей для ЦСП

Разработаем адаптивную систему, то есть нечеткую модель гибридной нейронной сети для токового контура ЦСП, используя Matlab Fuzzy tech [5]. В качестве исходных данных воспользуемся информацией диаграммы устойчивости токового контура от значения входных переменных: индуктивность, сопротивление якоря электродвигателя и выходной переменной интегрального коэффициента ПИ-регулятора K_{itk} с постоянным пропорциональным коэффициентом K_{ptk} .

Нечеткая модель гибридной нейронной сети будет содержать 2 входные переменные и одну выходную переменную. Данную информацию для удобства представим в табличной форме (таблица 1).

Таблица 1.

Нечеткие параметры токового контура ЦСП

Первая входная переменная Индуктивность $L_{яп}$	Вторая входная переменная. Сопротивление $R_{яп}$	Выходная переменная. Интегральный коэффициент регулятора K_{itk}
0.5	1	1
0.7	2	1.2
1	3	1.4
1.2	4	1.5
1.5	5	1.6
1.8	6	1.7
2	7.5	1.9
2.2	8	1.95
2.5	8.5	2
2.8	9	2.1

Сохраним обучающую выборку в рабочей области МАТЛАБ в переменной p1.

p1 =

```

0.5000    1.0000    1.0000
0.7000    2.0000    1.2000
1.0000    3.0000    1.4000
1.2000    4.0000    1.5000
1.5000    5.0000    1.6000
1.8000    6.0000    1.7000
2.0000    7.5000    1.9000
2.2000    8.0000    1.9500
2.5000    8.5000    2.0000
2.8000    9.0000    2.1000

```

Воспользуемся редактором нечеткого вывода FIS с помощью функции fuzzy в среде МАТЛАБ (рис.3).

Рис.3. Редактор нечеткого вывода FIS

Введем обучающую выборку $p1$ в редактор FNIS (рис.4).

Рис.4. Обучающая выборка $p1$

Перед генерацией структуры Сугено после вызова диалогового окна свойств зададим для каждой из входных переменных по 3 лингвистических термина, а в качестве типа их функций принадлежности выберем треугольные функции. В качестве функции принадлежности зададим линейную функцию (рис.5).

Рис .5.. Функций принадлежности

Для обучения гибридной сети воспользуемся гибридным методом обучения с уровнем ошибки 0, а количество циклов обучения зададим равным 15 (рис.6).

Рис. 6. Задание ошибки 0, количество циклов обучения 15

На рис.7 представлена ошибка обучения гибридной нейронной сети.

Рис. 7. Ошибка обучения гибридной нейронной сети

После окончания обучения данной нейронной гибридной сети может быть выполнен анализ графика ошибки обучения, который показывает, что обучение практически закончилось за 10 циклов.

После обучения можно визуально оценить структуру построенной нечеткой гибридной нейронной сети (рис.8).

Рис. 8. Структура гибридной нейронной сети с нечеткой логикой

Слой 1 Input-входной слой гибридной нейронной сети для фазификации.

Слой 2 Inputmf-выходы нейронов этого слоя представляют собой значения функций принадлежности при конкретных значениях входов.

Слой 3 Rule-выходами нейронов этого слоя являются степени истинности предпосылок каждого правила базы значений системы. Все нейроны этого слоя могут реализовывать произвольную L- норму для моделирования операции «И».

Слой 4 Outputmf- нейроны этого слоя вычисляют и формируют значения выходов переменных.

Слой 5 Output-нейроны данного слоя выполняют операцию дефазификации.

Работу гибридной нейронной сети с нечеткой логикой можно описать следующими уравнениями:

$$net_i^1 = x^1;$$

$$y_i^1 = f_i^1(net_i^1) = net_i^1;$$

$$i = 1, 2$$

$$net_u^2 = \frac{(x_i^2 - m_u)^2}{(\sigma_u)^2};$$

$$y_u^2 = f_u^2(net_u^2) = \exp(net_u^2);$$

$$j = 1, \dots, n$$

$$net_{ki}^3 = \prod_k x_u^3;$$

$$y_i^3 = f_k^3(net_k^3) = net_k^3;$$

$$k = 1, \dots, I$$

$$net_0^4 = \sum \omega_{ko}^4 x_k^4;$$

$$y_i^4 = f_k^4(net_k^4) = net_k^4, \quad (3)$$

где x_1^1 - первый сетевой ввод; y_i^1 - первый сетевой вывод;

x_i^2 - второй сетевой ввод; y_u^2 - второй сетевой вывод; m_{ij} и σ_{ij} соответственно, среднее и стандартное отклонение функции; x_u^3 - третий сетевой ввод; y_i^3 - третий сетевой вывод; x_i^4 - четвертый сетевой ввод; y_i^4 - четвертый сетевой вывод; n - общее количество лингвистических переменных относительно входных узлов.

На рис.9 представлена поверхность системы нечеткого вывода

Рис. 9. Поверхность системы нечеткого вывода

Выполним проверку адекватности построенной нечеткой модели гибридной сети. Введем на входе нечеткой гибридной нейронной сети $L_{яп} = 1$, $R_{яп} = 3$; на выходе получим интегральный коэффициент регулятора $Kitk = 1,4$.

Сравнивая полученный выход нечеткой нейронной гибридной сети с табл.2 можно констатировать абсолютное совпадение этих значений. На рис.10 представлен переходной процесс в токовом контуре ЦСП с рассчитанными параметрами регулятора с нечеткой логикой, который был смоделирован в среде Matlab Fuzzy [4], [5].

Рис. 10. Переходной процесс в токовом контуре ЦСП с интеллектуальным нечетким нейрорегулятором

На рис.11 представлена система управления токовым контуром ЦСП с интеллектуальным нечетким нейрорегулятором.

Рис. 11. Система интеллектуального нейроуправления токовым контуром ЦСП

Заключение, выводы

Проверка разработанной системы искусственного нейроэлектротехнического интеллекта для ЦСП, смоделированного в среде Matlab Fuzzy tech показала, что система с нейрорегулятором обеспечивает необходимые желаемые статические и динамические характеристики работы ЦСП.

1. Буянкин В. М., Захаров В. Г. Физические процессы нечеткого управления при обучении нейрорегуляторов токового контура электропривода с мягкими вычислениями // Вестник МАДИ (ГТУ). — 2007. — №2. — С. 72—75.
2. Буянкин В. М., Захаров В. Г. Физические процессы нечеткого управления при обучении нейрорегуляторов токового и скоростного контуров электропривода с мягкими вычислениями. Вестник МАДИ (ГТУ). — 2007. — №3. — С. 102—106.
3. Буянкин, В. М. Синтез нейрорегуляторов с нечеткой логикой для токового и скоростного контура электропривода с мягкими вычислениями // Автоматизация и современные технологии. — 2007. — №11. — С. 19—24.
4. Буянкин В. М., Пантюхин, Д. В. Нечеткое управление нейрорегуляторами для токового и скоростного контуров электропривода // Нейрокомпьютеры: разработка и применение. — 2009. — №10. — С. 46—51.
5. Буянкин, В. М. Синтез нейроадаптивных нейрорегуляторов с использованием нечетких технологий на базе нейропрогнозирующих нейроидентификаторов для систем управления сложными техническими установками // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. — 2012. — №8. — С. 33—44.
6. Abbas JJ, Chizeck HJ. Neural network control of functional neuromuscular stimulation systems. Ann Biomed Eng. 1993;21(4):459-460. doi:10.1007/BF02368636.
7. Asakawa S, Kyoya I. Hopfield neural network model for explaining double dissociation in semantic memory impairment. BMC Neurosci. 2013;14(1):P233. doi:10.1186/1471-2202-14-S1-P233.
8. Baddeley B, Graham P, Husbands P, Philippides A. A neural network based holistic model of ant route navigation. BMC Neurosci. 2012;13(1):O1. doi:10.1186/1471-2202-13-S1-O1.
9. Chik D, Borisyuk R. Spiking neural network models for memorizing sequences with forward and backward recall. BMC Neurosci. 2009;10(1):P211. doi:10.1186/1471-2202-10-S1-P211.

10. Jaramillo-Avila U, Rostro-González H. Spiking neural network configuration designed for switching between basic forms of movement in a biped robot. BMC Neurosci. 2015;16(1):P104. doi:10.1186/1471-2202-16-S1-P104.
11. Kuo RJ, Tseng YS, Chen Z-Y. Integration of fuzzy neural network and artificial immune system-based back-propagation neural network for sales forecasting using qualitative and quantitative data. J Intell Manuf. 2016;27(6):1191-1207. doi:10.1007/s10845-014-0944-1.
12. Kutschireiter A, Surace SC, Sprekeler H, Pfister J-P. Approximate nonlinear filtering with a recurrent neural network. BMC Neurosci. 2015;16(1):P196. doi:10.1186/1471-2202-16-S1-P196.
13. Li C, Xu J, Xue L. Knowledge-Based Artificial Neural Network Models for Finline. Int J Infrared Millimeter Waves. 2001;22(2):351-359. doi:10.1023/A:1010760707665.
14. Li Y, Pu Y, Xu D, Qian W, Wang L. Image aesthetic quality evaluation using convolution neural network embedded learning. Optoelectron Lett. 2017;13(6):471-475. doi:10.1007/s11801-017-7203-6.
15. Lin W, Liao X, Deng J, Liu Y. Land cover classification of RADARSAT-2 SAR data using convolutional neural network. Wuhan Univ J Nat Sci. 2016;21(2):151-158. doi:10.1007/s11859-016-1152-y.
16. Manoj K, Charul B. Hybrid tracking model and GSLM based neural network for crowd behavior recognition. J Cent South Univ. 2017;24(9):2071-2081. doi:10.1007/s11771-017-3616-4.
17. Miner D, Triesch J. Self-organization of complex cortex-like wiring in a spiking neural network model. BMC Neurosci. 2015;16(1):P265. doi:10.1186/1471-2202-16-S1-P265.
18. Pomerleau DA. A reply to Towell's book review of Neural Network Perception for Mobile Robot Guidance. Mach Learn. 1995;18(1):121-122. doi:10.1007/BF00993825.
19. Turner JP, Nowotny T. Estimating numerical error in neural network simulations on Graphics Processing Units. BMC Neurosci. 2015;16(1):P182. doi:10.1186/1471-2202-16-S1-P182.
20. Yilmaz I, Gullu M. Georeferencing of historical maps using back propagation artificial neural network. Exp Tech. 2012;36(5):15-19. doi:10.1111/j.1747-1567.2010.00694.x.

Здор Д.В., Савельева Е.В., Островская И.Э.

Использование технологии BDE для работы с базами данных в приложениях Delphi

*ФГБОУ ВО «Приморская государственная сельскохозяйственная академия»
(Россия, Уссурийск)*

doi: 10.18411/lj-08-2020-04

idsp: ljjournal-08-2020-04

Аннотация

В статье рассмотрена технология BDE для работы с базами данных в приложениях, разработанных в среде программирования Delphi. Целью работы является выявление содержательных элементов технологии BDE и описание приемов организации взаимодействия базы данных и приложения, разработанного в среде программирования Delphi. В статье описание технологии BDE представлено на примере создания простейшего приложения, взаимодействующего с базой данных. Рассмотрены этапы создания приложения с применением технологии BDE. Реализация данной технологии для организации взаимодействия с одной таблицей базы данных конкретизирована в виде последовательности технологических приемов. Несмотря на имеющиеся различия в зависимости от типа решаемой задачи, акцент был сделан на иллюстрации инвариантных элементов рассматриваемой технологии. Описание технологических приемов выполнено подробно. Содержательные элементы представленной технологии могут служить практической основой для построения приложений, работающих с базами данных. Полученные результаты могут служить основой для дальнейшей разработки вопросов взаимодействия базы данных с приложением Delphi.

Ключевые слова: приложение, база данных, псевдоним базы данных, технология BDE, компоненты работы с данными.

Abstract

This article discusses BDE technology for working with databases in applications developed in the Delphi programming environment. The aim of the work is to identify the