Таким образом, разработанная программа готова к эксплуатации и может быть использована в образовательном процессе для автоматизации расчетной задачи по оценке защищенности информации, обрабатываемой основными техническими средствами и системами от утечки по каналу ПЭМИН в рамках проведения лабораторных работ по курсу «Техническая защита информации» с использованием методики ФСТЭК.

1. ГОСТ 28195-89. Оценка качества программных средств. Общие положения. – М. : Издательство стандартов, 1989. – 60 с.
2. ГОСТ Р 56939-2016. Защита информации. Разработка безопасного программного обеспечения. Общие требования. – М. : Стандартинформ, 2018. – 43 с.
3. ГОСТ Р ИСО/МЭК 15408-1-2012. Информационная технология (ИТ). Методы и средства обеспечения безопасности. Критерии оценки безопасности информационных технологий. Часть 1. Введение и общая модель. – М. : Стандартинформ, 2014. – 89 с.
4. Анализ причин популярности языков программирования по данным ТИОВЕ за февраль 2020 года [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://zen.yandex.ru/media/id/5e17372e0ce57b00acf1561e/analiz-prichin-populiarno-sti-iazykov-programmirovaniia-po-dannym-tiobe-za-fevral-2020-goda-5e45663f5e-0d-7416b9780a71>.
5. Критерии оценки языков программирования и влияющие на них характеристики [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://tabished.ucoz.ru/index/kriterii_ocenki_jazykov_programmirovaniija/0-15.
6. Сборник временных методик оценки защищенности конфиденциальной информации от утечки по техническим каналам // Гос. Тех комиссии России, М. : Гриф, 2002. – 74 с.
7. Шелудько В.М. Основы программирования на языке высокого уровня Python : учебное пособие / В.М. Шелудько ; Южный федеральный университет. – Ростов-на-Дону : Издательство Южного федерального университета, 2017. – 146 с.
8. Официальный сайт ФСТЭК России [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://fstec.ru/>.

Буянкин В.М.

Разработка системы искусственного нейроэлектротехнического интеллекта для электропривода с подчиненно-нейронным управлением

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

doi: 10.18411/lj-08-2020-02

idsp: ljjournal-08-2020-02

Аннотация

Статья посвящена разработке системы искусственного нейроэлектротехнического интеллекта для электропривода с подчиненно-нейронным управлением. С каждым днем требования к работе высокоточных электроприводов повышаются. В реальности из-за нелинейных электромагнитных характеристик электроприводов классический метод подчиненного регулирования, к сожалению, не дает желаемых результатов. Поэтому возникает задача разработки нового подчиненно-нейронного, метода, который способен обеспечить необходимые желаемые статические и динамические характеристики работы цифровых высокоточных прецизионных следящих приводов. При проектировании высокоточных прецизионных электроприводов широко используется теория подчиненного регулирования с обратными связями и с наличием нескольких контуров, количество которых соответствует числу контролируемых параметров, таких как ток, напряжение на якоре электродвигателя, скорость вращения, угол поворота цифрового следящего привода (ЦСП). На входе регулятора каждого из контуров сравниваются сигналы, пропорциональные заданному и действительному значениям выходной величины данного контура, а выходной сигнал регулятора служит задающим сигналом для

последующего контура. Подчиненное регулирование прекрасно зарекомендовало себя при синтезе регуляторов линеаризованных объектов управления. В реальности из-за нелинейных электромагнитных и электромеханических характеристик работы ЦСП классический метод подчиненного регулирования, к сожалению, не дает желаемых результатов. Поэтому возникает задача модернизации подчиненно-нейронного, метода, который способен обеспечить и улучшить необходимые желаемые статические и динамические характеристики работы ЦСП.

Ключевые слова: статические, динамические, характеристики, искусственный нейроэлектротехнический интеллект электропривода

Abstract

Article is devoted system engineering artificial neyroelectrical intelligence for the electric drive with podchinенno-neural management. Every day requirements to work of high-precision electric drives raise. In a reality because of nonlinear electromagnetic characteristics of electric drives the classical method of the subordinated regulation, unfortunately, does not give desirable results. Therefore there is a problem of working out new podchinенno-neural, a method which is capable to provide necessary desirable static and dynamic characteristics of work of digital high-precision precision watching drives. At designing of high-precision precision electric drives the theory of the subordinated regulation with feedback and with presence of the several contours which quantity corresponds to number of controllable parametres, such as a current, pressure on an electric motor anchor, speed of rotation, an angle of rotation of a digital watching drive (ЦСП) is widely used. On an input of a regulator of each of contours the signals proportional to set and valid values of target size of the given contour are compared, and the target signal of a regulator serves as a setting signal for the subsequent contour. The subordinated regulation has perfectly proved at synthesis of regulators линеаризованных objects of management. In a reality because of nonlinear electromagnetic and electromechanical characteristics of work of a digital watching drive (ЦСП) the method of the subordinated regulation, unfortunately, does not give desirable results. Therefore there is a problem of working out new podchinенno-neural, a method which is capable to provide and improve necessary desirable static and dynamic characteristics of work ЦСП.

Keywords: Static, dynamic, characteristics, artificial, neyroelectrical engineer, intelligence, electric driv.

Введение, цель исследования, постановка задачи

При проектировании ЦСП широко используется теория подчиненного регулирования с обратными связями и с наличием нескольких контуров, количество которых соответствует числу контролируемых параметров, таких как ток, напряжение на якоре электродвигателя, скорость вращения, угол поворота ЦСП [1,2,4]. На входе регулятора каждого из контуров сравниваются сигналы, пропорциональные заданному и действительному значениям выходной величины данного контура, а выходной сигнал регулятора служит задающим сигналом для последующего контура. Подчиненное регулирование прекрасно зарекомендовало себя при синтезе регуляторов линеаризованных объектов управления. В реальности из-за нелинейных электромагнитных и электромеханических характеристик работы ЦСП метод подчиненного регулирования, к сожалению, не дает желаемых результатов. Поэтому возникает задача разработки нового подчиненно-нейронного, метода, который способен обеспечить и улучшить необходимые желаемые статические и динамические характеристики работы ЦСП [5,8,11,17,18].

Решение поставленной задачи

Для системы искусственного нейрорелектротехнического интеллекта при управлении сложными техническими объектами при помощи ЦСП разработаны следующие этапы:

1. Формулировка и обоснование требований, которым должен удовлетворять технический объект;
2. Определение динамических свойств технического объекта;
3. Выбор типа и расчет основных элементов нейрорегулятора.

Формулировка требований к системам управления объект является весьма ответственным этапом их синтеза. Требования составляют так, чтобы нейрорегулятор обеспечивал необходимые желаемые свойства технического объекта. При выборе типа и расчете основных элементов нейрорегулятора исходят из того, чтобы он мог осуществить необходимые воздействия на технический объект [4,5,6,7].

Большинство технических объектов являются многоконтурными. Каждый контур обеспечивает управление и стабилизацию требуемого параметра при помощи регулятора. Если объект регулирования является нелинейным с нечеткими переменными параметрами, то нейрорегулятор должен менять как свою структуру, так и свои параметры для обеспечения необходимых статических и динамических характеристик объекта регулирования. Поэтому, прежде чем проводить синтез, необходимо решить задачу выбора оптимальной структуры нейрорегулятора для каждого контура. Так как параметры объекта регулирования имеют нелинейные и нечеткие характеристики, задача выбора структуры нейрорегулятора неразрешима с использованием классических методов. В диссертации предлагается метод выбора структуры нейрорегулятора с использованием нечетких интеллектуальных технологий. Для синтеза объектов регулирования с переменными нелинейными параметрами, представляющих собой одно массовые структуры, разработаны универсальные нейрорегуляторы, обладающие интегральными и пропорциональными характеристиками. Для синтеза объектов регулирования с переменными нелинейными параметрами, представляющих собой двух массовые структуры, разработан универсальный нейрорегулятор, обладающий интегральными пропорциональными и дифференциальными характеристиками.

В общем виде работа нейрорегуляторов с n количеством нейронов описывается системой уравнений:

$$X_1 = X_0 * Z^{-1}, X_2 = X_0 * Z^{-2}, Y_1 = Y_0 * Z^{-1};$$

$$E_1 = X_0 W_{11} - X_1 W_{12} - X_2 W_{13} - Y_1 W_{14};$$

$$E_2 = X_0 W_{21} - X_1 W_{22} - X_2 W_{23} - Y_1 W_{24};$$

$$E_3 = X_0 W_{31} - X_1 W_{32} - X_2 W_{33} - Y_1 W_{34};$$

$$E_4 = X_0 W_{41} - X_1 W_{42} - X_2 W_{43} - Y_1 W_{44};$$

$$\dots\dots\dots$$

$$E_n = X_0 W_{n1} - X_1 W_{n2} - X_2 W_{n3} - Y_1 W_{n4};$$

$$R_1 = \tan \operatorname{sig}(E_1);$$

$$R_2 = \tan \operatorname{sig}(E_2);$$

$$R_3 = \tan \operatorname{sig}(E_3);$$

$$R_4 = \tan \operatorname{sig}(E_4);$$

$$\dots\dots\dots$$

$$R_n = \tan \operatorname{sig}(E_n);$$

$$Y'_0 = R_1 W'_1 + R_2 W'_1 + R_3 W'_1 + R_4 W'_1 + \dots R_n W'_n; \quad (1)$$

$$Y_0 = \text{pureline} Y'_0,$$

где X_0 - входной сигнал нейронной сети; Y_0 - выходной сигнал нейронной сети; $X_1 = X_0 Z^{-1}$, $X_2 = X_0 Z^{-2}$ - входные сигналы нейронной сети, задержанные на 1,2 такта; $Y_1 = Y_0 Z^{-1}$, выходной сигнал нейронной сети, задержанный на 1 такт; $E_1 \dots E_m$ - выходные сигналы первого слоя нейронов; $W_1 \dots W_n$ - веса первого слоя нейронов; $R_1 \dots R_n$ - сигналы на выходе блоков активации первого слоя нейронов; Y'_0 - сигнал на выходе второго слоя нейронов; $W'_1 \dots W'_n$ - веса второго слоя нейронов; Y'_0 - сигнал на выходе второго слоя нейронов, *pureline* - линейная функция активации.

Для решения задачи выбора необходимого типа нейрорегулятора, обеспечивающего требуемые статические и динамические характеристики работы технических объектов, используется модель, основанная на двух бинарных отношениях. Первое из этих множеств строится на двух базисных множествах X и Y , а второе на двух базисных множествах Y и Z . Множество $X \{ J_1, J_2, R_{\text{я}}, L_{\text{я}}, H_{12}, H_{23}, L_{12}, L_{23} \}$ описывает технологические параметры технических объектов: Множество $Y \{ \theta, n, \delta, \tau \}$ описывает динамические характеристики технических объектов:

θ - запас устойчивости;

n - число колебаний переходного процесса;

δ - перерегулирование;

τ - длительность переходного процесса.

Множество $Z \{ z_1, z_2, z_3 \}$ описывает набор структурных схем нейрорегуляторов.

На рис. 1 изображена функциональная схема модели, основанной на бинарных отношениях.

Рис. 1. Функциональная схема блока вычисления max-min - свертки бинарных отношений

Функция принадлежности max-min - свертки бинарных отношений Q, R вычисляется по формуле:

$$\mu_{Q \otimes R}(\langle x_i, x_k \rangle) = \max_{x_j \in X} \{ \min \{ \{ \mu_Q(\langle x_i, x_j \rangle), \mu_R(\langle x_j, x_k \rangle) \} \} \} \quad (2)$$

$$(\forall \langle x_i, x_k \rangle \in Y \times Z)$$

При вводе технологических параметров и динамических характеристик технического объекта блок вычисления $\max\text{-min}$ - свертки бинарных отношений производится расчет нейрорегулятора, который обеспечивает требуемое качество работы.

При подчиненно-нейронном регулировании каждый внутренний контур подлежит оптимизации, т. е. такому выбору параметров нейрорегулятора, при котором удовлетворяется заданное качество регулирования. Нейрорегулятор определяется структурой и параметрами соответствующего звена объекта регулирования. Алгоритм двухконтурной нейроадаптивной системы управления на базе ЦСП [3] представлен на рис.2. В системе подчиненно-нейронного регулирования оптимизация контуров производится последовательно. Под оптимизацией понимается компенсация наибольшей постоянной времени объекта регулирования, что приводит к повышению быстродействия, улучшению статических и динамических характеристик работы контура. Такая оптимизация идет последовательно от первого контура ко второму. Желаемые характеристики контуров настраиваются на модульный и симметричный критерии [4].

Рис. 2. Блок-схема программы двухконтурного ЦСП с обучающими характеристиками для нейрорегуляторов

При оптимизации первого внутреннего токового контура ЦСП используется нейрорегулятор 1, показанный на рис. 3.

Рис. 3. Первый внутренний токовый контур ЦСП

Система уравнений, описывающая работу нейрорегулятора 1 в токовом контуре ЦСП имеет вид:

$$\begin{aligned}
 E_{1p} &= X_0 W_{11p}' + X_1 W_{12p}' + Y_1 W_{13p}'; \\
 E_{2p} &= X_0 W_{21p}' + X_1 W_{22p}' + Y_1 W_{23p}'; \\
 E_{3p} &= X_0 W_{31p}' + X_1 W_{32p}' + Y_1 W_{33p}'; \\
 E_{4p} &= X_0 W_{41p}' + X_1 W_{42p}' + Y_1 W_{43p}'; \\
 E_{5p} &= X_0 W_{51p}' + X_1 W_{52p}' + Y_1 W_{53p}'; \\
 E_{6p} &= X_0 W_{61p}' + X_1 W_{62p}' + Y_1 W_{63p}';
 \end{aligned}$$

$$R_{1p} = \text{pureline}(E_{1p});$$

$$R_{2p} = \text{pureline}(E_{2p});$$

$$R_{3p} = \text{pureline}(E_{3p});$$

$$R_{4p} = \text{pureline}(E_{4p});$$

$$R_{5p} = \text{pureline}(E_{5p});$$

$$R_{6p} = \text{pureline}(E_{6p});$$

$$Y_0' = R_{1p} W_{1p}' + R_{2p} W_{2p}' + R_{3p} W_{3p}' + R_{4p} W_{4p}' + R_{5p} W_{5p}' + R_{6p} W_{6p}';$$

$$Y_0 = \text{pureline}(Y_0'),$$

(3)

где

$X_1 = X_0 Z^{-1}$ - входной сигнал нейронной сети, задержанный на 1 такт;

$Y_1 = Y_0 Z^{-1}$ - выходной сигналы нейронной сети, задержанный на 1 такт;

Y_0 - выходной сигнал нейронной сети; Y_1 - входной сигнал нейронной сети, задержанный на один, такт; $E_{1p} \dots E_{6p}$ - выходные сигналы первого слоя нейронов;

$W_{1p}...W_{63p}$ - веса первого слоя нейронов; $R_{1p}...R_{6p}$ - сигналы на выходе блоков активации первого слоя нейронов; Y_0' - сигнал на выходе второго слоя нейронов; $W_{1p}'...W_{6p}'$ - веса второго слоя нейронов; *pureline* - функция активации.

При оптимизации второго скоростного контура ЦСП используется нейрорегулятор 2. Желаемая характеристика настраивается на симметричный оптимум

[5]. Система уравнений, описывающая работу нейрорегулятора 2 в скоростном контуре ЦСП имеет вид:

$$\begin{aligned}
 E_{1pc} &= X_0 W_{11pc}' + X_1 W_{12pc}' + X_2 W_{13pc}' + Y_1 W_{14pc}'; \\
 E_{2pc} &= X_0 W_{21pc}' + X_1 W_{22pc}' + X_2 W_{23pc}' + Y_1 W_{24pc}'; \\
 E_{3pc} &= X_0 W_{31pc}' + X_1 W_{32pc}' + X_2 W_{33pc}' + Y_1 W_{34pc}'; \\
 E_{4pc} &= X_0 W_{41pc}' + X_1 W_{42pc}' + X_2 W_{43pc}' + Y_1 W_{44pc}'; \\
 E_{5pc} &= X_0 W_{51pc}' + X_1 W_{52pc}' + X_2 W_{53pc}' + Y_1 W_{54pc}'; \\
 R_{6pc} &= X_0 W_{61pc}' + X_1 W_{62pc}' + X_2 W_{63pc}' + Y_1 W_{64pc}'; \\
 R_{1pc} &= \text{pureline}(E_{1pc}); \\
 R_{2pc} &= \text{pureline}(E_{2pc}); \\
 R_{3pc} &= \text{pureline}(E_{3pc}); \\
 R_{4pc} &= \text{pureline}(E_{4pc}); \\
 R_{5pc} &= \text{pureline}(E_{5pc}); \\
 R_{6pc} &= \text{pureline}(E_{6pc}); \\
 Y_{0c}' &= R_{1pc} W_{1pc}' + R_{2pc} W_{2pc}' + R_{3pc} W_{3pc}' + R_{4pc} W_{4pc}' + R_{5pc} W_{5pc}' + R_{6pc} W_{6pc}'; \\
 Y_0 &= \text{pureline} Y_{0c}',
 \end{aligned} \tag{4}$$

где

$X_1 = X_0 Z^{-1}$ - входной сигнал нейронной сети, задержанный на 1 такт;

$Y_1 = Y_0 Z^{-1}$ - выходной сигнал нейронной сети, задержанный на 1 такт;

$Y_2 = Y_0 Z^{-2}$ - выходной сигнал нейронной сети, задержанный на 2 такта;

Y_0 - выходной сигнал нейронной сети; Y_1 - входной сигнал нейронной сети, задержанный на один, такт;

$E_{1pc}...E_{6pc}$ - выходные сигналы первого слоя нейронов; $W_{11pc}...W_{64pc}$ - веса первого слоя нейронов; $R_{1pc}...R_{6pc}$ - сигналы на выходе блоков активации первого слоя нейронов; Y_0' -

сигнал на выходе второго слоя нейронов; $W_{1pc}'...W_{6pc}'$ - веса второго слоя нейронов;

pureline - функция активации.

Двухконтурная нейрорадаптивная система управления для ЦСП представлена на рис. 4. Параметры ЦСП сравниваются с желаемой характеристикой скоростного контура. В результате сравнения получают данные для обучения нейрорегулятора 2 скоростного контура.

Рис. 4. Двухконтурная адаптивная система подчиненно-нейронного управления ЦСП

На рис.4 представлены переходные процессы работы ЦСП с двухконтурной нейроэлектротехнической интеллектуальной системой подчиненно-нейронного управления, которые были смоделированы в среде МАТЛАБ.

Рис. 5. Переходные процессы работы ЦСП, смоделированные в среде МАТЛАБ

Выводы

По переходным процессам работы ЦСП (рис.5) можно сделать заключение, что система искусственного нейроэлектротехнического интеллекта для электропривода с подчиненно-нейронным управлением для двухконтурного электропривода, работающая по принципу подчиненно-нейронного регулирования, может обеспечивать улучшенные желаемые статические и динамические характеристики электропривода.

1. Буянкин, В.М. Интегральный, пропорциональный, дифференциальный нейрорегулятор // Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. «Естественные науки». — 2006. — №3 — С. 56—61.

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