

УДК 621.313.2.016.3.012.6

ЛАБОРАТОРНЕ ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДУ СИНТЕЗУ ДИСКРЕТНОГО РЕГУЛЯТОРА ЗА АЛГОРИТМОМ ТРЕНУВАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

І. С. Конох, Є. Н. Книжнік

Кременчуцький національний університет імені Михайла Остроградського
вул. Першотравнева, 20, м. Кременчук, 39600, Україна. E-mail: kis_saue@mail.ru

Викладено підхід до створення дискретного регулятора як штучної нейронної мережі прямого розповсюдження, що складається з трьох нейронів з лінійною одиничною функцією активації. Налаштування регулятора відбувається відповідно до алгоритму тренування нейронної мережі, який базується на аналізі функціоналу якості. Розробку можна адаптувати для керування комплексами силовий перетворювач–двигун. Програмне забезпечення, створене в середовищі LabView 8.X, дозволяє візуалізувати процес керування, аналізувати якість керування і використовується в навчальному процесі.

Ключові слова: нейронна мережа, оптимізація.

ЛАБОРАТОРНОЕ ПРОГРАММНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ ДЛЯ ИССЛЕДОВАНИЯ МЕТОДА СИНТЕЗА ДИСКРЕТНОГО РЕГУЛЯТОРА ПО АЛГОРИТМУ ТРЕНИРОВКИ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

И. С. Конох, Е. Н. Книжник

Кременчугский национальный университет имени Михаила Остроградского
ул. Первомайская, 20, г. Кременчуг, 39600, Украина. E-mail: kis_saue@mail.ru

Изложен подход к созданию дискретного регулятора как искусственной нейронной сети прямого распространения, состоящей из трех нейронов с линейной единичной функцией активации. Настройка регулятора происходит в соответствии с алгоритмом тренировки нейронной сети, базируется на анализе функционала качества. Разработку можно адаптировать для управления комплексами силовой преобразователь–двигатель. Программное обеспечение, созданное в среде LabView 8.X, позволяет визуализировать процесс управления, анализировать качество управления и используется в учебном процессе.

Ключевые слова: нейронная сеть, оптимизация.

АКТУАЛЬНІСТЬ РОБОТИ. Останнім часом активно розвиваються нові нетрадиційні способи формування алгоритмів автоматичного регулювання [1], такі як нейрорегулювання. Цей спосіб належить до інтелектуальних технологій управління й дозволяє реалізувати будь-який потрібний для процесу нелінійний алгоритм управління за умови, що є можливість створення бази експериментальних даних, найчастіше шляхом багатократного проведення модельних або натурних експериментів.

Створення та впровадження регуляторів на основі нейронних мереж дозволяє полегшити налаштування регуляторів, мінімізувати вихідне відхилення, значно поліпшити перехідні характеристики процесів і зменшити чутливість до зміни параметрів системи. Саме низька чутливість до зміни параметрів системи забезпечує високу стійкість до шумів та інших зовнішніх подразнень, а здатність до навчання системи практично виключає необхідність в операторному налаштуванні.

Існує декілька причин, які породили інтерес до застосування нейронних мереж для задач керування як альтернативи традиційним методам. Основні причини полягають у наступному:

– нейронні мережі можуть навчатися будь-яким функціям, необхідно тільки, щоб у процесі навчання був наданий досить великий обсяг інформації, а також правильний вибір самої нейронної моделі; таким чином, здатність нейронних мереж до навчання позбавляє від

необхідності використовувати складний математичний апарат на відміну від багатьох традиційних методів адаптивного й оптимального управління;

– включення сигмоїдних функцій активації (або деяких нелінійних функцій загального виду) у приховані нейрони багатослойних нейронних мереж забезпечує можливість реалізації нелінійних відображень, що важливо для вирішення завдань управління з істотними нелінійностями, для яких традиційні підходи не дають оптимальних рішень; ця перевага нейронних мереж – найбільш важлива з точки зору теорії управління;

– необхідною умовою застосування традиційних методів оптимального та адаптивного управління є наявність суттєвого обсягу апріорної інформації про об'єкт управління, наприклад, даних математичного моделювання. Завдяки здатності нейронних мереж до самонавчання, для нейроконтролера така інформація не потрібна; можна вважати, що нейроконтролери придатні до управління в умовах суттєвих невизначеностей;

– високий ступінь паралельності нейронних мереж дозволяє реалізовувати дуже швидкі методи мультипроцесорної обробки на основі використання нейронних кристалів або паралельних апаратних засобів; пошкодження окремих елементів технічних засобів мережі не може істотно впливати на роботу мережі в цілому.

1983 року А.Г. Барто (A.G. Barto) та ін. висунули ідею адаптивної системи з можливістю навчання, що складається (якщо використовувати термінологію, запропоновану авторами) з одного асоціативного пошукового й одного адаптивного критичного елементів [1]. Такий прийом був застосований для стабілізації системи. Пол Дж. Вербос (P.J. Werbos) класифікував такий підхід як «адаптивно-критичний». Успішне використання алгоритму для навчання багатошарових мереж дало поштовх до широкого застосування нейронних мереж в управлінні. Можливо, однією з найбільш поширених схем стала схема нейронного управління на основі інверсно-прямої моделі. Популярність цього підходу пов'язана з його простотою. Сутність підходу полягає в наступному: спочатку нейронна мережа навчається на інверсії об'єкта управління, а потім вона може бути налаштована на безпосереднє управління цим об'єктом.

Роботи Д. Псалтіса (D. Psaltis), мабуть, є одними з найбільш цитованих в області нейронного керування. У них запропоновано два простих, але ефективних методи навчання нейронних мереж, або дві інверсні моделі об'єкту управління, що використовують алгоритм зворотного поширення. Вони мають назву архітектур узагальненого та спеціалізованого навчання. В архітектурі узагальненого навчання (рис. 1) мережа навчається автономно, з використанням зразків, отриманих за характеристиками разомкненого або замкненого об'єкта управління. Навчена таким чином мережа налаштовується на роботу як контролер об'єкта управління, подібно звичайній системі управління зі зворотним зв'язком [1].

Архітектура спеціалізованого навчання (рис. 2) використовується для безпосереднього (або «керованого метою») навчання мережі, при цьому помилка виконання поширюється по мережі у зворотному напрямку при кожній вибірці. Однак при цьому потрібно знати якобіан об'єкту управління. Щоб уникнути виникаючих при цьому труднощів, замість елементів якобіану можуть використовуватися знаки цих елементів, які є напрямками впливу параметрів управління на виходи об'єкта керування. Ще одна важлива архітектура нейронного управління, що використовує алгоритм зворотнього поширення, показана на рис. 3. Пол Дж. Вербос цей метод класифікує як «зворотнє поширення в часі». У цій схемі для управління об'єктом використовуються дві нейронні мережі. Перша мережа використовується як емулятор, друга – як контролер. Мережа-еммулятор може навчатися автономно, з використанням архітектури узагальненого управління, або навіть безпосередньо, шляхом уведення випадкових вхідних сигналів для навчання динаміці об'єкта управління. Дана архітектура забезпечує більш точне безпосереднє навчання

нейроконтролера, оскільки помилка може поширюватись у зворотному напрямку через емулятор у кожній вибірці.

Для задач регулювання найбільш простою в реалізації є нейронна мережа прямого розповсюдження з вхідними нейронами, що мають одиничну передавальну функцію, мінімальну кількість нейронів прихованого шару, які сприймають часові відліки сигналу похибки. Вихідний нейрон здійснює фінальну обробку й формує сигнал керування на силовий перетворювач. Приховані й вихідні нейрони мають сигмоїдальну або лінійну з обмеженнями функцію активації. Навчання мережі у випадках керування об'єктами, що описані передавальними функціями першого та другого порядків і мають незначну коливальність, доцільно виконувати за архітектурою спеціалізованого навчання, аналізуючи мету керування.

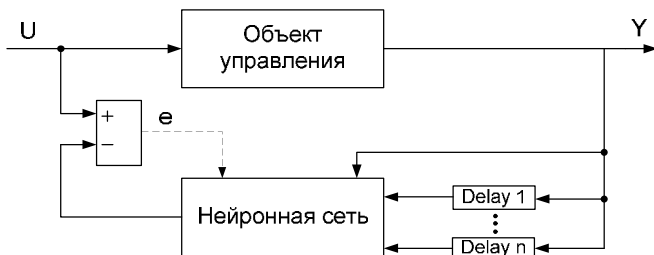


Рисунок 1 – Архітектура узагальненого навчання

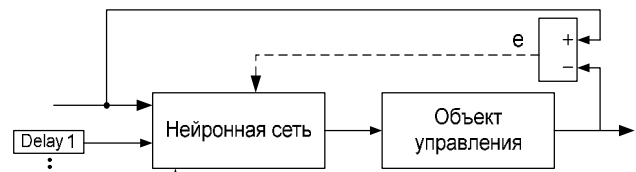


Рисунок 2 – Архітектура спеціалізованого навчання

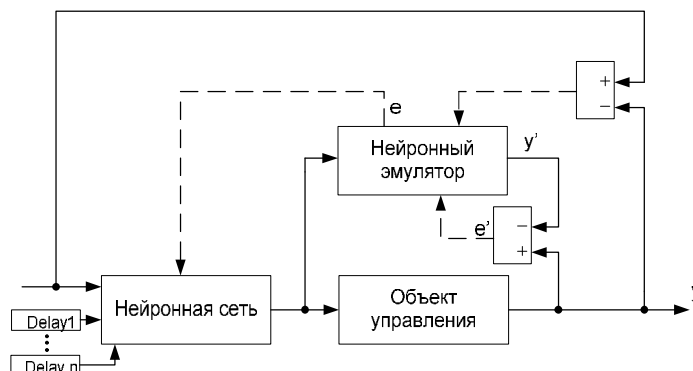


Рисунок 3 – Архітектура з алгоритмом зворотнього поширення

Метою роботи є створення елементів інформаційної технології для дослідження методів налаштування дискретного регулятора за принципами тренування нейронної мережі.

МАТЕРІАЛ І РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕНЬ. *Структура нейронного регулятора.* Як електромеханічний об'єкт обрано обладнання лабораторного стенду [2] з приводами систем ПЧ–АД і ШП–ДПС, жорстко зв'язаними валом. Двигун змінного струму 4AM56B4У3 потужністю 0,18 кВт, швидкістю обертання 1370 об/хв та КПД 64 %. Максимальний/мінімальний струм – 1,15/0,67 А.

На етапі проведення модельних експериментів (рис. 4) перехідна характеристика системи асинхронного двигуна й частотного перетворювача, в якому обмежено інтенсивність розгону, апроксимована аперіодичною ланкою першого порядку:

$$W_{OY} = \frac{1}{T_s + 1} \quad (1)$$

Для визначення кількості нейронів було складено лінеаризовану модель. У загальному вигляді для систем замкненого керування керуючий вплив повинен формуватися на основі

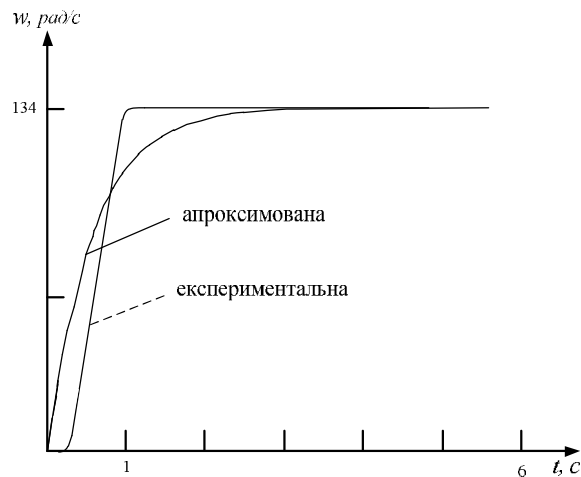


Рисунок 4 – Перехідні характеристики системи силовий перетворювач–електричний двигун інформації про розузгодження, похідну розузгодження, інтеграл розузгодження. Таким вимогам відповідає дискретна структура другого порядку з інтегруванням її виходу. Дві ланки часової затримки (0,0218 та 0,011 с) забезпечують нейронну мережу інформацією про зміну розузгодження в часі, що фактично дозволяє враховувати значення похідних. Структура і спосіб включення нейронної мережі приведено на рис. 5. Структура нейронів N2 та N3 ідентична N1.

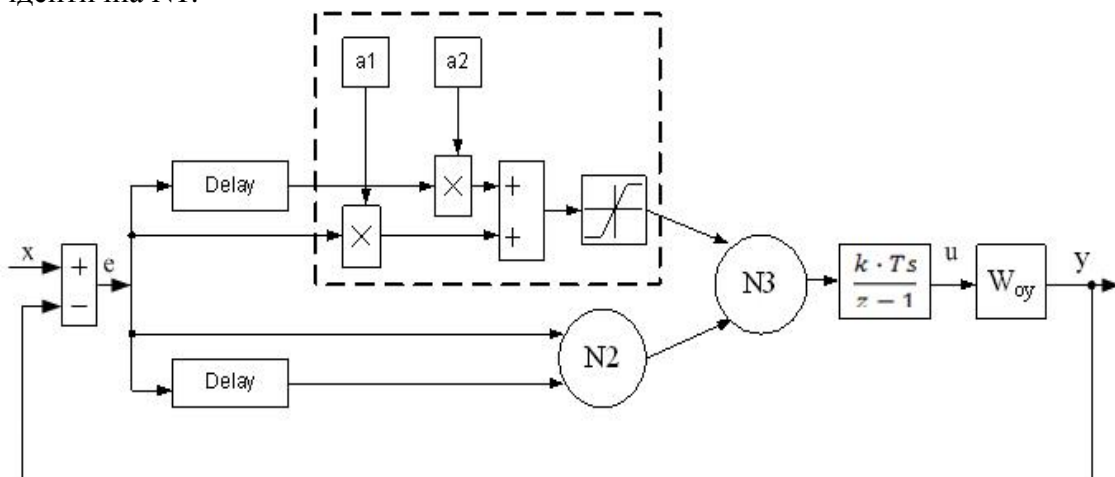


Рисунок 5 – Структурна схема включення нейронного регулятора:
 x – вхідний сигнал, y – вихідний сигнал, W_{oy} – передавальна функція об'єкта управління,
 e – помилка регулювання, u – сигнал управління; N1, N2 – нейрони вхідного шару,
 N3 – вихідний шар; a_1, a_2 – вагові коефіцієнти нейронів

Алгоритм навчання нейронної мережі. Для оптимальної настройки був розроблений алгоритм настроювання даного нейронного регулятора.

1. Установка значень вагових коефіцієнтів a_1 – a_5 в 1, а b у 0.
2. Налаштування коефіцієнтів a_1 – a_3 (основна настройка).
 - 2.1. Довільно визначаємо напрямок прирощення вагових коефіцієнтів (найкраще вибирати два додатніх і один від'ємний).
 - 2.2. Змінити значення вагових коефіцієнтів прирощенням від однієї до п'яти одиниць.
 - 2.3. При розходженні процесу або занадто великому збільшенні значення критерію перейти до п. 2.1.; якщо розходження відсутнє, переходимо до наступного пункту.
 - 2.4. По черзі прирощувати ваги по 0–3 одиниці в заданих напрямках.

2.5. При покращенні перехідної характеристики продовжуємо прирошувати ваги до досягнення задовільної перехідної характеристики з мінімальним значенням інтегрального критерію.

3. Налаштування коефіцієнтів a_4 – a_6 .

3.1. Визначити напрямок зміни вагових коефіцієнтів (як правило, напрям a_1 збігається з a_4 , a_2 – з a_5 , a_3 – з a_6).

3.2. Виконати пункти 2.1–2.5 для коефіцієнтів, що налаштовуються.

4. Коригування системи шляхом збільшення кожного вагового коефіцієнта в діапазоні $[-3; 3]$.

5. При зменшенні інтегрального критерію – перейти до п. 4.

6. Якщо чергова епоха закінчилася – запам'ятати значення критерію.

7. Якщо прирощення критерію від попередньої епохи більше порогового значення, то перейти до п. 2, інакше – «Кінець».

Розробка прикладної програми. Програмне забезпечення було розроблене в середовищі LabView 8.5. Окрім функцій графічного інтерфейсу користувача програма реалізує функції обчислення виходу нейрорегулятора, емулявання об'єкту керування та аналізу якості перехідних процесів (рис. 6).

Можна обрати тип задаючого впливу: одиничний імпульс, одиничний імпульс з циклічним повторенням, дворівневий сигнал з циклічним повторенням. Оцінювання якості регулятора виконується за трьома інтегральними критеріями: максимальна точність, максимальна точність з обмеженням за швидкістю зміни керованої величини, максимальна швидкодія. Часи затримки і параметри функції активації для кожного нейрона підібрано заздалегідь, і змінити їх без перепрограмування не можна. Перемикатися між типом інтегральних критеріїв на осцилографі можна у будь-який час. На числовому індикаторі верхній ряд вказує на поточний інтегральний критерій, нижній – на різницю між поточним і попереднім значенням критеріїв. Колір індикатору вказує на характер різниці. Зелений колір – критерій не змінився або покращився, червоний – погіршився (рис. 6).

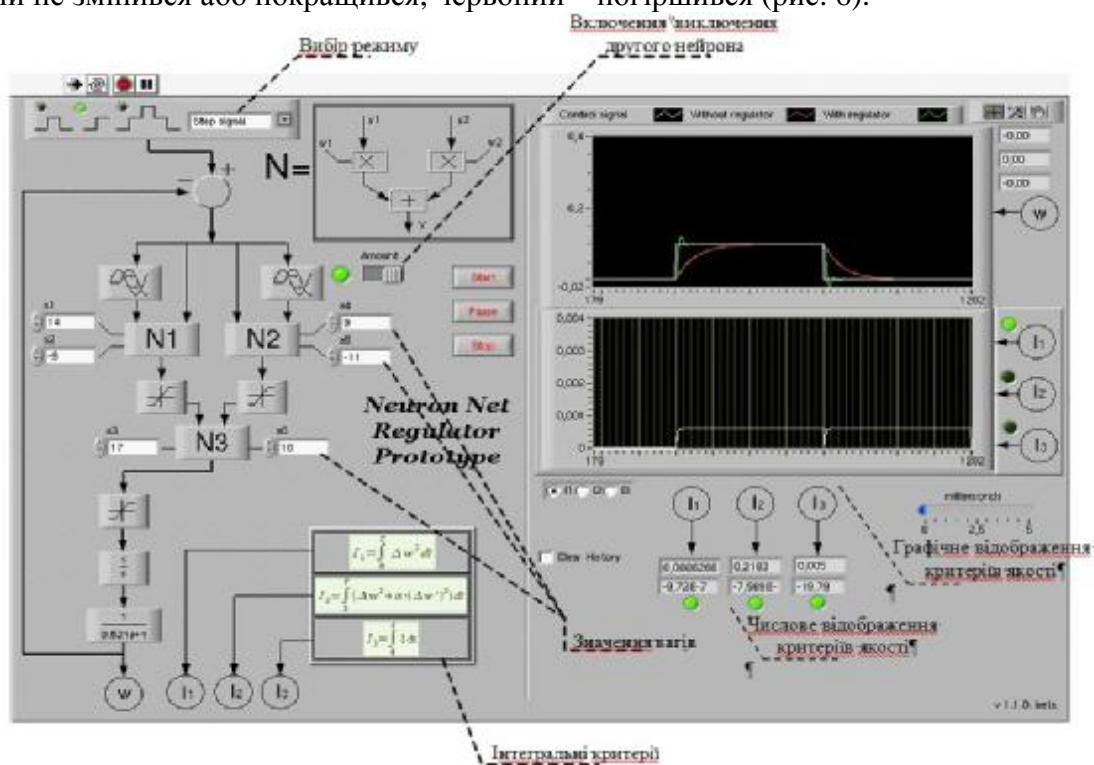
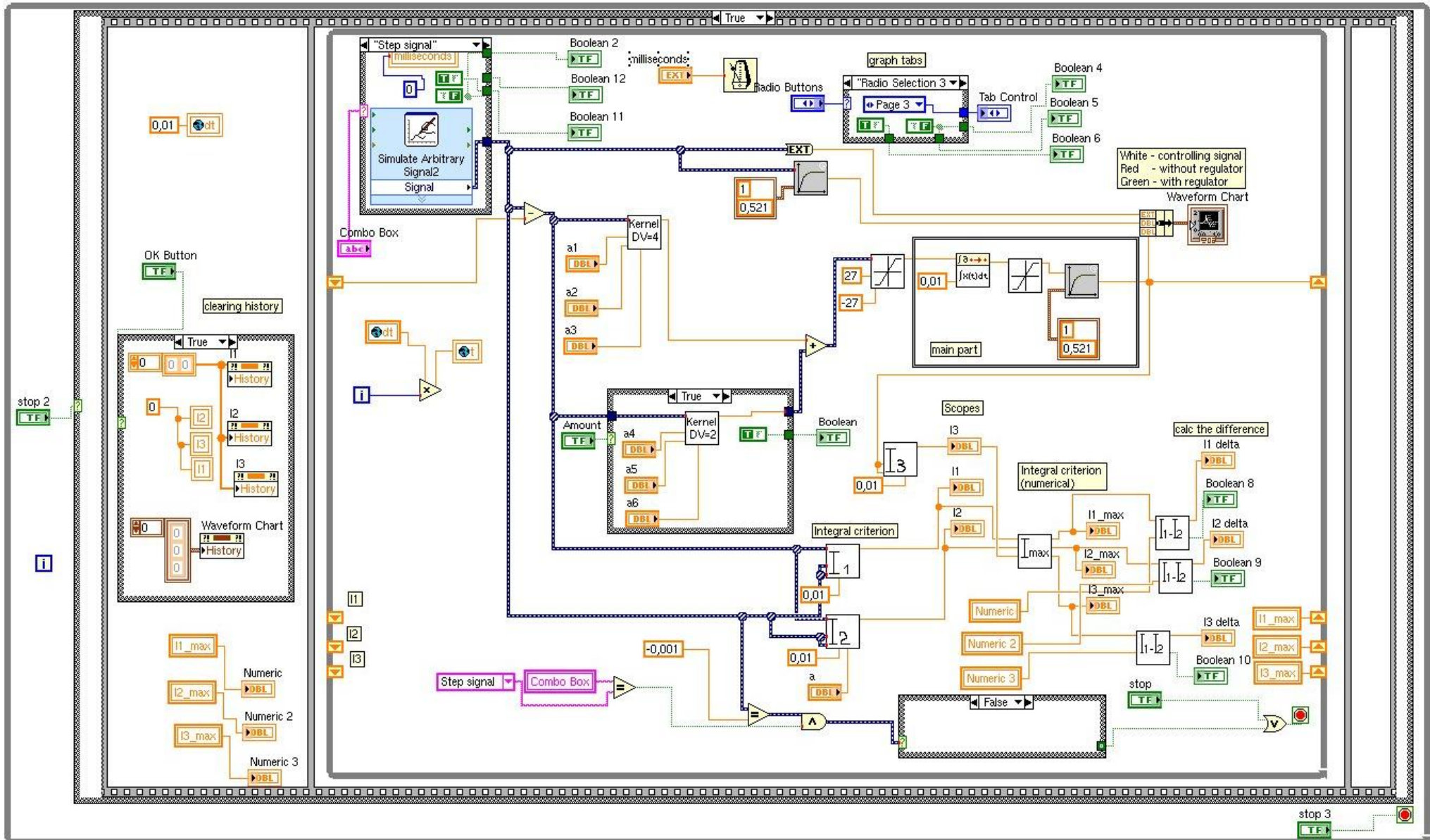


Рисунок 6 – Інтерфейс програми під час запуску одиничного сигналу



ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ СИСТЕМИ В ОСВІТІ

На рис. 7 надано загальну блок-схему програми, яка й є її вихідним кодом на мові G [3, 4]. Найхарактерніші блоки, у тому числі й ті, що показані на рис. 8, 9, розроблялись самостійно. Приклад програмування нейрону приведено на рис. 6. Перший і другий нейрони приймають на одному з входів затриманий сигнал. Блок нейрону із затримкою включає в себе входи для завдання вагових коефіцієнтів, подачу вхідного сигналу й затримку на певний час, а також функцію активації.

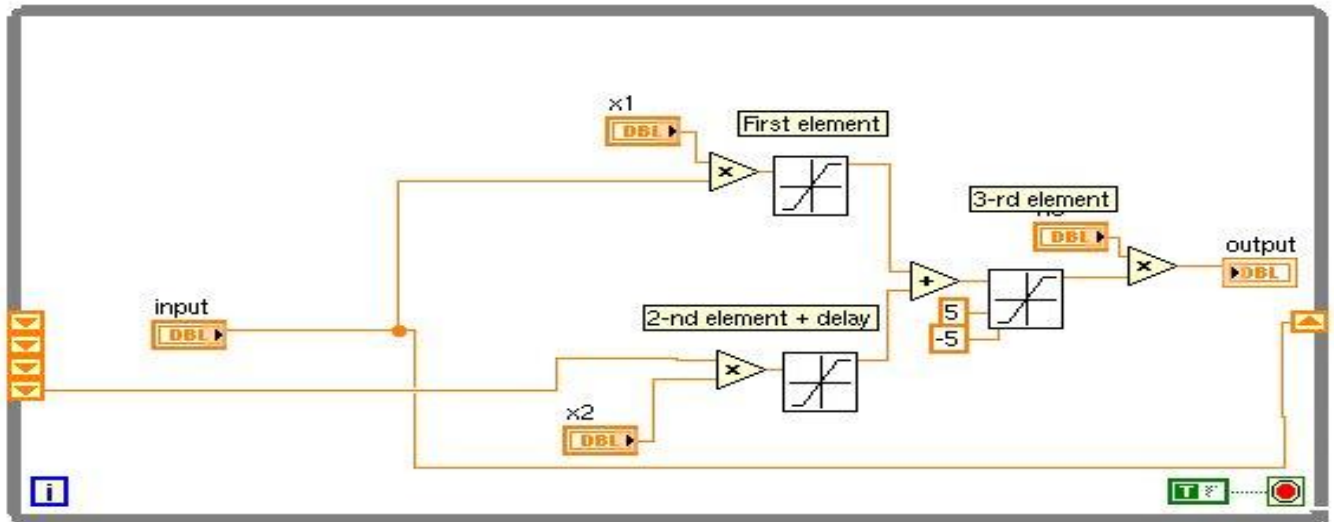


Рисунок 8 – Елемент нейрону з ланцюгом чистого запізнювання

Блок обчислення різниці між поточним і попереднім інтегральним критерієм (рис. 9) обчислює різницю інтегральних критеріїв під час попереднього й поточного запусків, виводить її на індикатор, а також показує напрям зміни за допомогою світлового індикатора. Блок складається з блоків інтегрування квадрату розузгодження і похідної розузгодження. Блоки порівняння потрібні для скидання інтегратора при зміні задавального впливу.

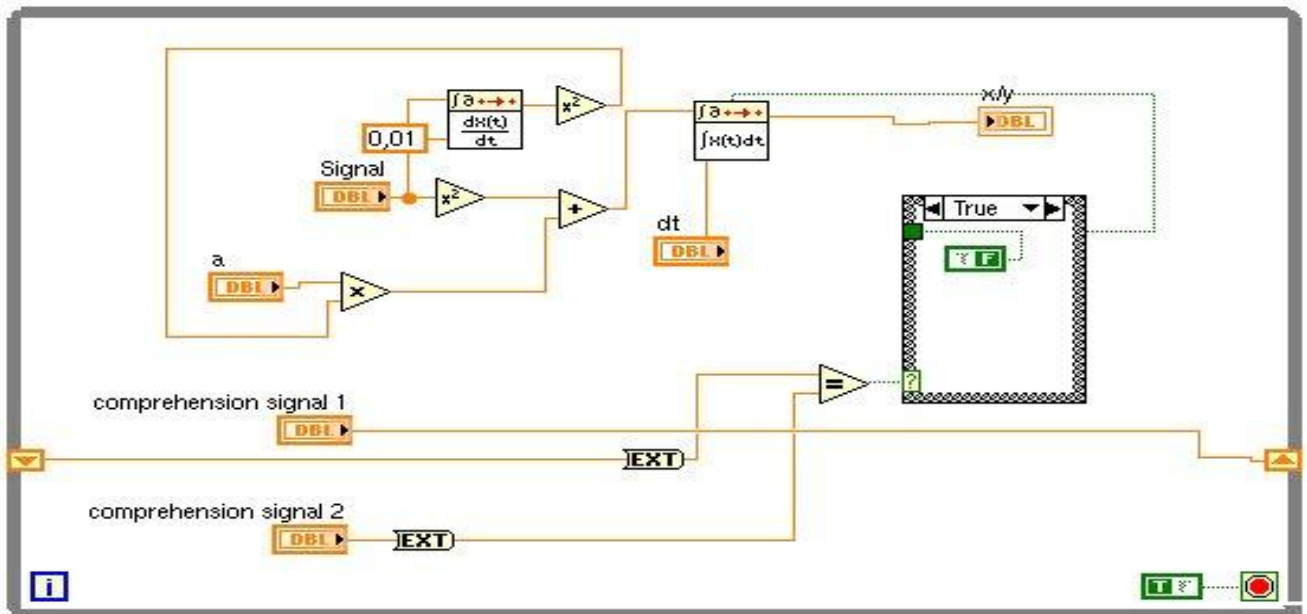


Рисунок 9 – Блок обчислення інтегрального критерію максимальної точності з обмеженням за швидкістю зміни керованої величини

Дослідження якості роботи нейронного регулятора. За даним алгоритмом поетапно було проведено настройку вагових коефіцієнтів мережі. Кожен з етапів наведено в табл. 1.

Таблиця 1 – Зміна інтегральних критеріїв у процесі налаштування регулятора

№ етапу	Вагові коефіцієнти						Інтегральний критерій	
	a1	a2	a3	a4	a5	a6	максимальної точності	максимальної точності з обмеженням за швидкістю зміни керованої величини
1	4	-2	2	0	0	0	0,0036010	0,1842
2	5	-3	9	0	0	0	0,0018160	0,1962
3	12	-7	15	0	0	0	0,0010460	0,2320
4	14	-9	17	0	0	0	0,0007771	0,2207
5	14	-9	17	5	-4	5	0,0007588	0,2255
6	9	-6	10	8	-10	11	0,0007870	0,1923
7	14	-9	17	9	-11	10	0,0006266	0,2183

Оптимальні налаштування були досягнуті на шостому і сьомому етапах. При цьому шостий показував менший рівень перерегулювання й похибки, а сьомий менше часу доходив до встановленого режиму.

Було проведено дослідження при зміні параметрів об'єкту управління. Результуючі інтегральні критерії надані в табл. 2. Система витримує зміну характеристик об'єкту управління без втрати стійкості й з прийнятними показниками регулювання.

Для перевірки якості роботи регулятора було проведено дослід, в якому об'єкт управління був замінений на коливальну ланку:

$$W_{ov} = \frac{1}{0,1s^2 + 0,35s + 1} \cdot$$

Таблиця 2 – Зміна інтегральних критеріїв для різних параметрів об'єкту керування

№ етапу	Параметри		Інтегральний критерій	
	k	Ts	максимальної точності	максимальної точності з обмеженням за швидкістю зміни керованої величини
1	1	0,521	0,0006266	0,2183
2	1,25	0,521	0,0006067	0,2379
3	0,75	0,521	0,0006967	0,2043
4	1	0,8336	0,0007796	0,2009
5	1	0,3641	0,0006066	0,2544
6	1,25	0,8336	0,0006922	0,2084
7	0,75	0,3641	0,0006691	0,3088
8	1,25	0,3641	0,0007307	0,3304
9	0,75	0,8336	0,0009245	0,2022

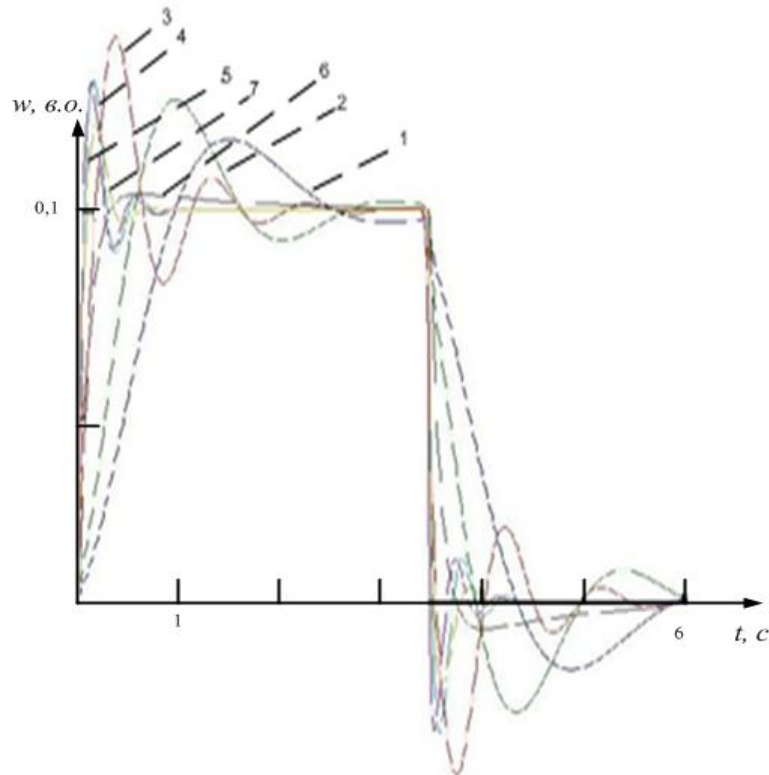


Рисунок 10 – Перехідні характеристики на різних етапах налаштування (1–7 – номери етапів у табл. 1)

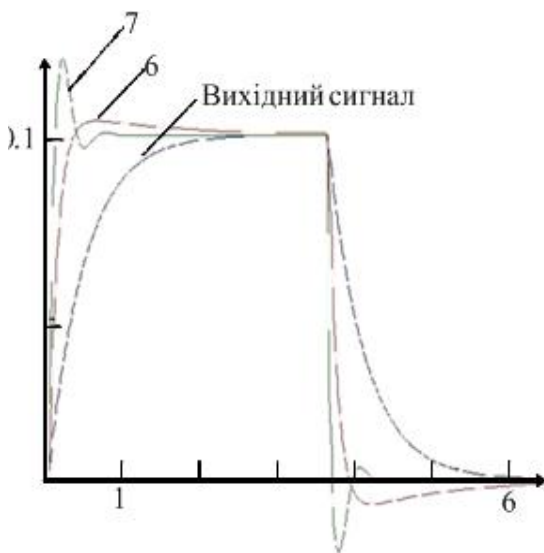


Рисунок 11 – Оптимальні перехідні характеристики етапів налаштування регулятора (6, 7 – номери етапів у табл. 1)

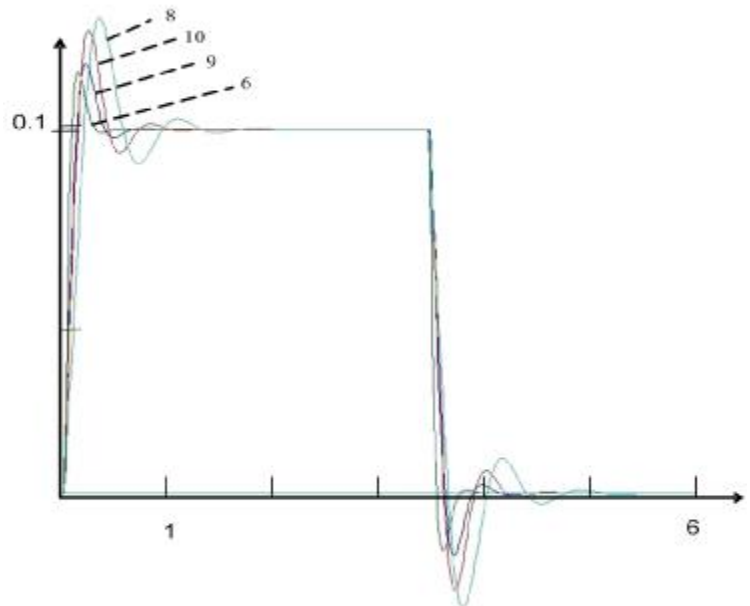


Рисунок 12 – Перехідні характеристики при дослідженні стійкості системи в разі змін параметрів об'єкту управління (6, 8–10 – номери дослідів у табл. 2)

Використовуючи описаний вище алгоритм, були визначені наступні коефіцієнти регулятора для коливального об'єкту керування (табл. 3):

Таблиця 3 – Вагові коефіцієнти штучної нейронної мережі

a1	a2	a3	a4	a5	a6
6,625	-6,16	10	4,45	-4,985	5

У результаті експерименту (перехідний процес показано на рис. 13) було визначено, що при кардинальній зміні характеру об'єкту управління, використовуючи викладений вище алгоритм, можна налаштувати нейрорегулятор зі спрощеною структурою на достатню якість перехідного процесу.

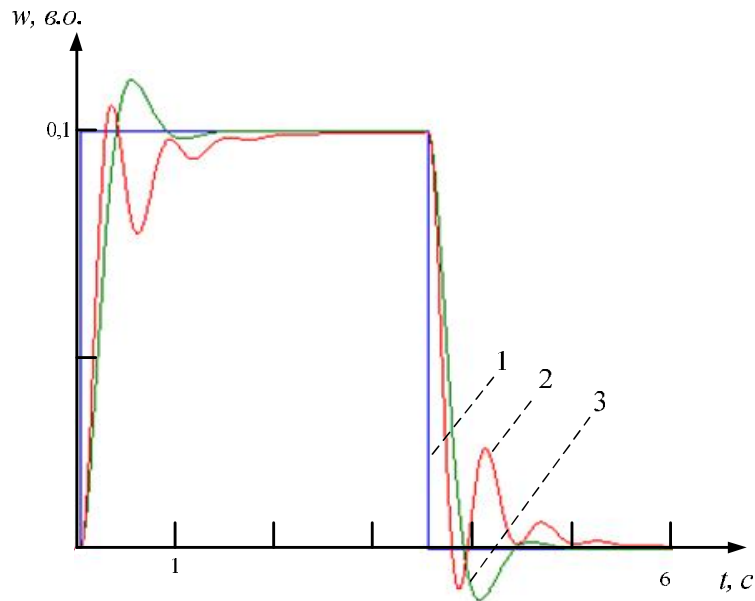


Рисунок 13 – Перехідна характеристика при випробуванні на коливальному об'єкті:
1 – задаючий вплив; 2 – перехідна характеристика з оптимізованим регулятором;
3 – перехідна характеристика об'єкту управління

ВИСНОВКИ. У дослідженні розглянуто питання синтезу одноконтурного регулятора із застосуванням принципів тренування штучних нейронних мереж і розроблено програмне забезпечення у середовищі LabView 8.X для дослідження якості керування. Досягнуті результати можливо використовувати для налаштування регуляторів дискретної й безперервної дії у випадках управління електромеханічними об'єктами, що апроксимуються аперіодичними ланками або ланками другого порядку із незначною коливальністю. Порівняно з дискретними регуляторами розроблена система має мінімальний порядок.

Програмне забезпечення дозволяє наочно продемонструвати процеси тренування штучної нейронної мережі та роботу регулятора швидкості, що підвищує ефективність навчання студентів.

Досягнуто найкращі показники якості:

- при налаштуванні нейрорегулятора за інтегральним критерієм $I1 = 0,0006266$;
- при налаштуванні нейрорегулятора за інтегральним критерієм $I2 = 0,2183$;
- час регулювання не перевищує 0,6 с;
- перегулювання не перевищує 20 %;

– при зміні параметрів об'єкту управління на 25–30 % інтегральний критерій за точністю погіршується на 16–47 %.

У деяких випадках критерій за точністю може покращуватись, але тоді інтегральний критерій за точністю з обмеженням за швидкістю буде погіршуватись до 50 %.

Доведено, що зміна характеру об'єкту керування з аперіодичного на коливальний при зміні значень вагових коефіцієнтів, згідно із запропонованим алгоритмом, дозволяє залишити замкнену систему стійкою без зміни структури регулятора. Покращення динамічних показників якості регулювання для об'єктів другого порядку й вище потребує додавання до існуючої структури нових нейронів і пошук оптимальних часових затримок для формування вхідних сигналів.

Програмні модулі можна використовувати для управління лабораторним електроприводом із системами ПЧ–АД і ШП–ДПС.

ЛІТЕРАТУРА

1. Omatu S., Khalid M., Yusof R. *Neuro-Control and its application*. – Corrected edition. – Springer, 1996. – 255 p. – ISBN 3540199659.
2. Комп'ютеризований лабораторний комплекс для дослідження інтелектуальних цифрових систем керування електроприводом / І.С. Конох, В.В. Найда, І.С. Гула // Вісник Кременчуцького державного політехнічного університету ім. М. Остроградського. – 2008. – Вип. 4/2008 (51), част. 1. – С. 17–21.
3. Тревис Дж. *LabVIEW для всех* / Пер. с англ. Клушин Н.А. – М.: ДМК Пресс; Прибор Комплект, 2005. – 544 с.
4. Виноградова Н.А., Листратов Я.И., Свиридов Э.В. *Разработка прикладного программного обеспечения в среде LabVIEW: Учебное пособие*. – М.: Издательство МЭИ, 2005. – 245 с.

LABORATORY SOFTWARE FOR RESEARCH OF DISCRETE REGULATOR METHOD SYNTHESIS AS TRAINING NEURAL NETWORK ALGORITHM

I. Konokh, Ye. Knizhnik

Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi National University

vul. Pershotravneva, 20, Kremenchuk, 39600, Ukraine. E-mail: kis_saue@mail.ru

An approach to the creation of a discrete controller as artificial feedforward neural network, which consisting of three single neurons with linear activation function is outlined. Control setting is in accordance with the training of the neural network algorithm, based on the analysis of the quality criterion. Development can be adapted to the control of the power converter, the engine. Software developed on environment LabView 8.X. It visualizes the control process, analyzing the control quality and is used in the learning process.

Key words: neural network, optimization.

REFERENCES

1. Omatu S., Khalid M., Yusof R. *Neuro-Control and its application*. – Corrected edition. – Springer, 1996. – 255 p. – ISBN 3540199659.
2. Computerized laboratory system for the study of intelligent digital control systems of electric drive / I.S. Konokh, V.V. Nayda, I.S. Gula // *Transaction of Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi State University*. – 2008. – Iss. 4/2008 (51), part 1. – PP. 17–21. [in Ukrainian]
3. Travis J. *LabVIEW for Everyone* / Translate from English Klushin N.A. – Moscow: DМК Press; Pribor Komplekt, 2005. – 544 p. [in Russian]
4. Vinogradova N.A., Listratov Y.I., Sviridov E.V. *Develop application software in an environment LabVIEW: Tutorial*. – Moscow: MEI, 2005. – 245 p. [in Russian]



Конох Ігор Сергійович, старший викладач,
кафедра «Системи автоматичного управління і електропривод»
КрНУ
вул. Першотравнева, 20, м. Кременчуг, 39600, Україна.
E-mail: kis_sau@mail.ru



Кніжнік Євгеній Натанович, аспірант,
кафедра «Системи автоматичного управління і електропривод»
КрНУ,
вул. Першотравнева, 20, м. Кременчуг, 39600, Україна. E-mail:
knizhnik.yevgeniy@gmail.com

Стаття надійшла 08.01.2013
Рекомендовано до друку
д.т.н., проф. Садовим О.В.