

DOI 10.32820/2079-1747-2023-31-33-41
УДК 681.515:621.314

АЛГОРИТМИ РЕГУЛЮВАННЯ ПАРАМЕТРІВ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ПРОЦЕСУ В ЕНЕРГЕТИЧНИХ УСТАНОВКАХ

© **Артюх С.М., Князева В.М., Антоненко Н.С., Грінченко Г.С.**

Українська інженерно-педагогічна академія

Інформація про авторів:

Артюх Світлана Миколаївна (Artiukh Svitlana): [ORCID: 0000-0003-0804-6313](#); email: artyh@uipa.edu.ua кандидат технічних наук, доцент, Українська інженерно-педагогічна академія, доцент кафедри автоматизації, метрології та енергоефективних технологій, вул. Університетська 16, м. Харків, 61003, Україна.

Князева Вікторія Миколаївна (Kniazieva Viktoriia): [ORCID:0000-0002-3106-4897](#); email: vitek911@ukr.net, кандидат технічних наук, Українська інженерно-педагогічна академія, доцент кафедри автоматизації, метрології та енергоефективних технологій, вул. Університетська 16, м. Харків, 61003, Україна

Антоненко Наталія Сергіївна (Antonenko Nataliia): [ORCID:0000-0001-5576-3388](#); email: nsantonenko2015@gmail.com, кандидат технічних наук, доцент, Українська інженерно-педагогічна академія, доцент кафедри автоматизації, метрології та енергоефективних технологій, вул. Університетська 16, м. Харків, 61003, Україна.

Грінченко Ганна Сергіївна (Hrinchenko Hanna): [ORCID: 0000-0002-6498-6142](#); email: hrinchenko@uipa.edu.ua кандидат технічних наук, доцент, Українська інженерно-педагогічна академія, доцент кафедри автоматизації, метрології та енергоефективних технологій, вул. Університетська 16, м. Харків, 61003, Україна.

В статті розглянуто можливість розроблення алгоритмів адаптації систем регулювання параметрів технологічної установки на основі нейро-мережевого підходу та проектування даної системи регулювання на основі сучасних засобів автоматичного управління. Розробка алгоритмів та програмно-апаратних засобів автоматичного регулювання енергетичними установками у реальному часі виконувалась на основі реалізації наступних задач: розробки структури автоматичної системи та структури системи регулювання; здійснення програмно-апаратної реалізації системи регулювання, а саме реалізації структури програмного забезпечення та програмної реалізації пропорційно-інтегрально-диференціального регулятора. Реалізовано систему адаптивного навчання нейронної мережі.

Для розв'язання поставлених задач використовувались методи: нейро-мережевого підходу до вирішення проблем пошуку оптимальних параметрів регулятора технологічного процесу в енергетичних установках; об'єктно-орієнтованого програмування для реалізації системи управління. Для пошуку параметрів пропорційно-інтегрально-диференціального регулятора пропонується застосувати нейро-мережевий підхід, під час якого нейронна мережа вбудовується в систему регулювання. Пропорційно-інтегрально-диференціального регулятор має найбільш широкі можливості по доданню системі регулювання необхідних властивостей. Він застосовується в тих випадках, коли необхідно отримати якісну систему автоматичного регулювання без великих витрат на проведення досліджень по синтезу більш складного закону регулювання.

Спираючись на результати досліджень проведено аналіз технологічного процесу, що протікає в паровому котлі, узагальнення алгоритмів управління параметрами, підбір апарату штучних нейронних мереж для розрахунку коефіцієнтів пропорційно-інтегрально-диференціального регулятора.

Ключові слова: алгоритм, штучні нейронні мережі, нейрон, система регулювання, програмна система.

Artiukh S., Kniazieva V., Antonenko N., Hrinchenko H. Algorithms for the Adjustment of Technological Process Parameters in Power Installations.

The article considers the possibility of developing algorithms for adapting the control systems of technological plant parameters based on a neural network approach and designing this control system on the basis of modern automatic control means. The development of algorithms and software and hardware for real-time automatic control of power plants was carried out on the basis of the following tasks: development of the structure of the automatic system and the structure of the control system; implementation of the software and hardware implementation of the control system, namely the implementation of the software structure and the software implementation of the proportional-integral-differential controller. The system of adaptive training of the neural network was implemented.

To solve the tasks, the following methods were used: a neural network approach to solving problems of finding the optimal parameters of a process controller in power plants; object-oriented programming for the implementation of a control system. To search for the parameters of a proportional-integral-differential controller, it is proposed to apply a neural network approach, in which a neural network is embedded in the control system. The proportional-integral-differential controller has the widest possibilities for imparting the necessary properties to the control system. It is used in cases where it is necessary to obtain a high-quality automatic control system without high costs for research on the synthesis of a more complex control law.

Based on the research results, we analyze the technological process taking place in a steam boiler, generalize the algorithms for controlling parameters, and select an artificial neural network apparatus for calculating the coefficients of a proportional-integral-differential controller.

Keywords: algorithm, artificial neural networks, neuron, control system, software system.

Постановка проблеми та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями

Сучасний етап розвитку людської цивілізації передбачає застосування різних видів енергії. Основну роль у цьому відіграє енергетична галузь [1-3]. В основному її завданням на сучасному етапі є перетворення одних видів енергії у інші. Потреба в перетворенні виникла через необхідність використання конкретних видів енергії (в основному тепла та електроенергії) в технологічних процесах, водночас за достатньо широкою різноманітності початкових енергоресурсів. Різні види форм енергії та властивість їх перетворення надають можливість застосовування у відповідності до потреб промисловості і населення. При цьому основними початковими джерелами були і залишаються осередки викопного палива (природний газ, нафта, вугілля, горючі сланці та ін.). Трансформація енергії зазвичай проходить у різних системах. Сьогодні енергетикою застосовуються основні п'ять видів установок: генеруючі, акумулюючі, перетворюючі, транспортуючі та споживаючі [4].

Постійне удосконалення установок триває вже понад 100 років. Енергетична ефективність використання конкретних видів енергоресурсів, рівень досконалості енергетичних установок визначається коефіцієнтом корисної дії (ККД) установки. Технологія окислення (спалювання палива) передбачає забезпечення подачі палива та окислювача в чітко визначених пропорціях для найбільш ефективного його спалювання і отримання тепла. Такі установки характеризуються умовною неперервністю процесів, які в них протікають [5]. Саме тому розробка алгоритму пропорційно-інтегрально-диференціального регулятора і моделі нейро-мережевого регулювання параметрів автоматичної системи дозволить здійснювати регулювання енергетичними установками у реальному часі.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Питаннями розвитку та впровадження засобів автоматизації, в яких використовуються штучні нейронні мережі розглядаються в багатьох вітчизняних та

закордонних авторів [6-11]. Так, наприклад, в роботах [8-11, 13-15] розглянуто приклади ефективного використання апаратних рішень з програмними версіями штучних нейронів та інших компонентів, які дозволяють розширити функціональні властивості засобів автоматизації, знизивши при цьому вимоги до використовуваних обчислювальних засобів. На прикладі інтелектуальної технічної діагностики електродвигунів відзначено можливість оцінки технічного стану складних електромеханічних систем. Розроблено алгоритми обчислень і логічних циклів, придатних для синтезу теплового діагностичного експерта зі штучною нейронною мережею, здатного ідентифікувати очікувані несправності в електромеханічному обладнанні будь-якої складності. Використання експериментальних даних в електронних компонентах дозволило отримати калібрувальну характеристику для її подальшого використання при оцінці тенденції розвитку можливих нестандартизованих теплових подій, які з'являються при активації несправностей в окремих частинах працюючого обладнання та наведено прикладні рішення та наочні приклади експериментального та імітаційного моделювання розроблених компонентів теплового діагностичного експерта зі штучною нейронною мережею.

Сучасні системи проектування і розробки автоматизованих систем будуються на основі стандарту ІЕС 61131 – це стандарт що описує мови програмування для програмованих логічних контролерів. На даний момент є актуальною редакція ІЕС 6113-3 [12]. В перше цей стандарт було опубліковано міжнародною електротехнічною комісією у грудні 1993 року з метою вирішення проблем уніфікації устаткування для промислової автоматизації. Цей стандарт охоплює вимоги до апаратних засобів, їх монтажу, тестування, налагодження, програмування.

Стандарт містить у собі п'ять мов програмування з котрих перші дві текстові три інші графічні:

- ST – (англ. Structured Text) структурований текст;
- IL – (англ. Instruction List) список інструкцій;
- LD – (англ. Ladder Diagram) сходинова діаграма;
- FBD – (англ. Function Block Diagram) діаграма функціональних блоків;
- SFC – (англ. Sequential Function Chart) послідовний ряд блоків.

Системи автоматичного регулювання відіграють не аби яку роль у ході цього процесу, що дозволяє мінімізувати затрати, підвищити ефективність, здійснювати легкий контроль за об'єктом управління у ході виконання технологічного процесу [13-15].

Методи дослідження

Для даного дослідження при розробці алгоритмів автоматичного регулювання технологічного процесу в енергетичних установках використовувався диференційний аналіз об'єкту управління та застосовувались методи нейро-мережевого підходу для вирішення проблем пошуку оптимальних параметрів регулятора технологічного процесу в енергетичних установках.

Метою роботи є розроблення алгоритмів та програмно-апаратних засобів автоматичного регулювання енергетичними установками у реальному часі.

Виклад основного матеріалу

Система CoDeSys була розроблена компанією 3S-Smart Software Solutions GmbH (Kempten, Germany), як система програмного комплексу для промислової автоматизації. В CoDeSys реалізовано відхилення від стандарту ІЕС 61131-3:2013, що дає змогу реалізовувати об'єктно-орієнтований підхід до програмування ООП.

Редактор має селектор платформи що дозволяє обрати платформу для програмування у нашому випадку це буде контролер OWEN PLC160M.

Після обирання платформи надається можливість вибору першої програми PLC_PRG, у нашому випадку ми будемо застосовувати диспетчер задач для циклічного виконання підпрограм Task manager по перериванню.

У програму можна додавати інші підпрограми для виконання, структура редактора програм складається з блоку декларування змінних і блоку редактора програм.

Програми, що пишуться у редакторі, компілюються і завантажуються в програмований логічний контролер де вони виконуються по заданому раніше алгоритму. Контролер це блок, що виконує усі логічні операції. Він оснащений портами вводу виводу цифрових та аналогових сигналів а також інтерфейсами для взаємодії із «зовнішнім світом».

Окрім програми для програмування контролера будемо застосовувати ще програму для програмування панелі оператора Weintek EasyBuilder Pro. Панель оператора у свою чергу реалізовує людино-машинний інтерфейс і допомагає оператору взаємодіяти з автоматизованим комплексом, змінювати параметри, режими роботи тощо. EasyBuilder Pro. Це середовище візуального програмування графічного інтерфейсу панелі оператора.

Роботу по побудові нейро-мережі будемо виконувати у середовищі Matlab після чого передаємо її у редактор динамічного моделювання Matlab Simulink. Вікно пакету зображено на рис. 1.

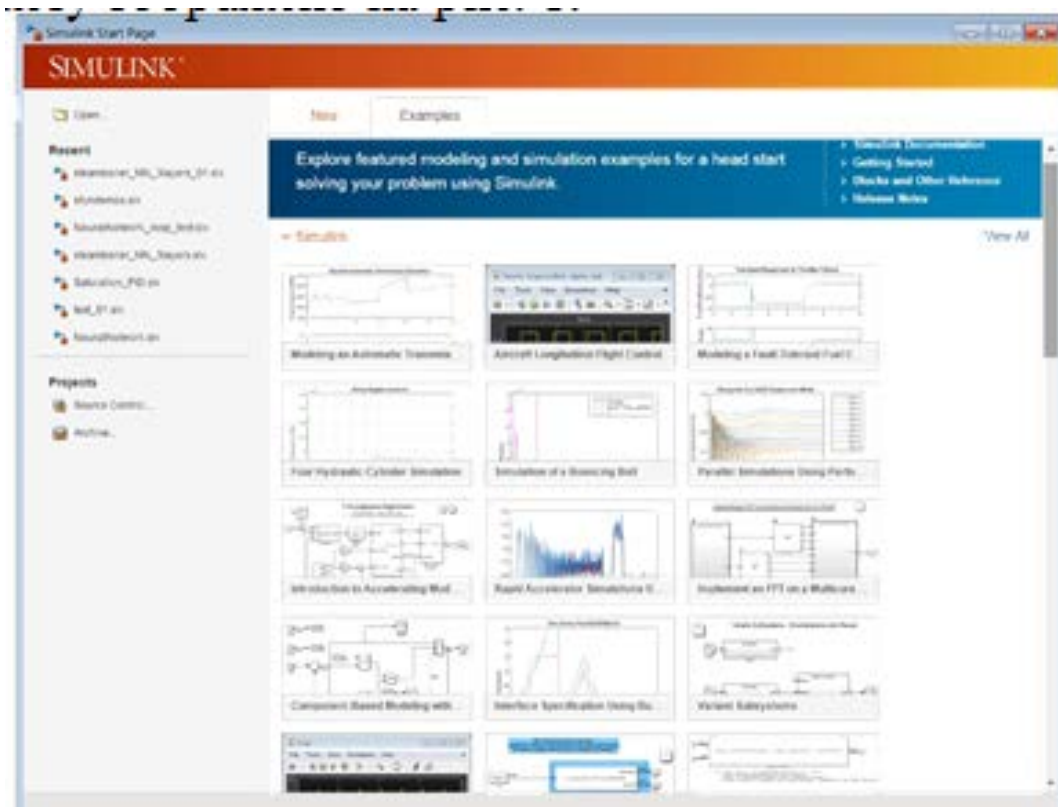


Рис.1 – Вікно редактора Matlab Simulink

Редактор дозволяє застосовувати на практиці готові бібліотеки блоків для моделювання електросилових, механічних і гідравлічних систем, а також застосовувати на практиці об'єктно-орієнтований підхід при розробці систем управління, засобів цифрового регулювання і пристроїв реального часу. Додавши нейро-мережу в систему Matlab Simulink ми зможемо виконувати роботу по пошуку коефіцієнтів регулятора.

Структура програмного забезпечення автоматичної системи регулювання приведена на рис. 2.

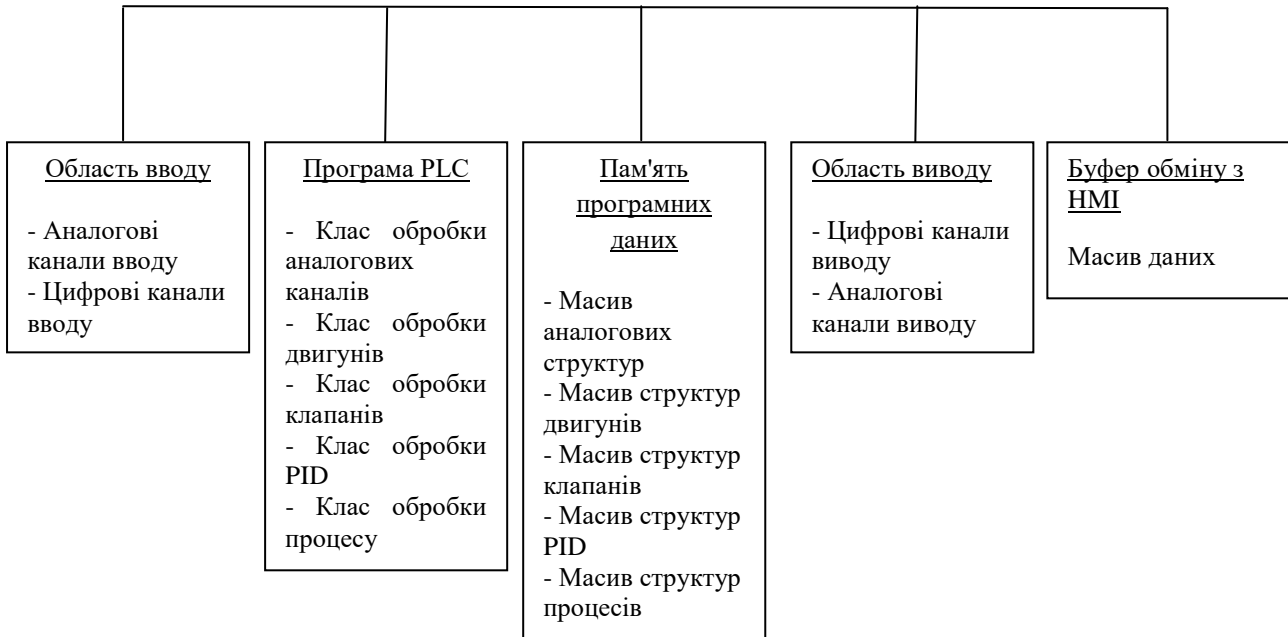


Рис. 2 – Структура програми програмованого логічного контролера

Структурні елементи програми містять різні функціональні призначення для забезпечення функціонування пристрою по наступному алгоритму:

- зчитування області входів;
- виконання програми користувача;
- запис виходів.

Область вводу – це апаратна область створена виробником програмованого логічного контролера у котру відбувається запис величин зчитаних з аналогових і цифрових входів, це відбувається програмною частиною самого програмованого логічного контролера доступу до якої користувачу не надається, дані відображаються у змінних типів bool, word, real, які містять інформацію зчитану з входів.

Область виводу – це частина системної області так само як і область вводу, звідки відбувається зчитування внутрішніх величин і запис їх на відповідні виходи програмованого контролера, цифрові та аналогові. Цифрові виходи використовуються для керування Булевими виходами, а аналогові для задавання рівня напруги чи струму у відповідності до апаратної частини програмованого логічного контролера.

Модуль процесу – це основна частина програми де відбувається керування процесом розпалу, роботи, зупинки котлоагрегату. Ця підпрограма проводить безпосереднє керування системою у автоматичному режимі роботи. Усі етапи роботи розбиваються на кроки і виконання програми відбувається покроково.

Зчитування даних проводимо раз на 5 секунд роботи котлоагрегату, протоколом обміну з контролером служить MODBUS TCP/IP стартова адреса в області буфера обміну даними 1181. Вибірку даних зображено на рис. 3.

Для загального розуміння копію екрану панелі оператора котлоагрегату у процесі роботи зображено на рис.4.

Для вирішення задач пошуку коефіцієнтів з допомогою нейро-мережі слід подбати про її зв'язаність з процесом для можливості проведення повторного перенавчання блоку налаштування коефіцієнтів, для реалізації такого алгоритму доцільним буде використовувати не об'єкт управління а його нейро-мережевий емулятор.

При навчанні нейро-емюлятора застосовувався алгоритм зворотного поширення похибки із застосуванням градієнтного спуску, результат виводу зображено на рис. 5.

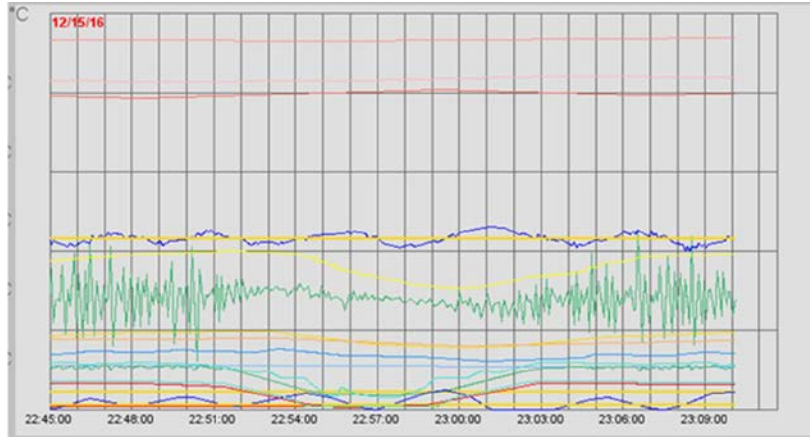


Рис. 3 – Вибірка даних з котлоагрегату

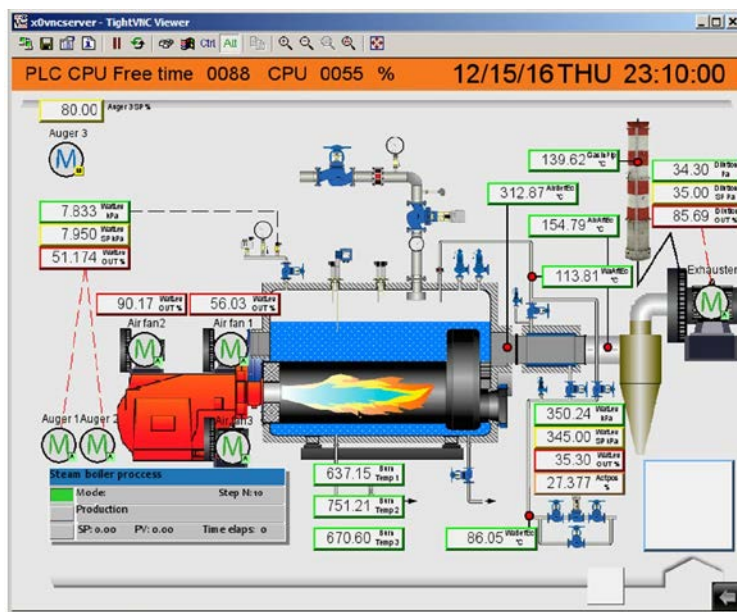


Рис. 4 – Вікно котлоагрегату в роботі

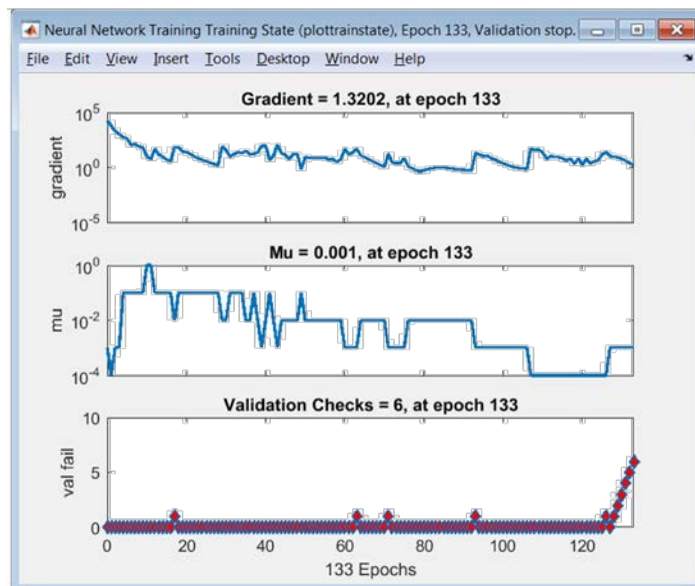


Рис. 5 – Графік градієнту у процесі навчання

Динамічна модель системи регулювання котлоагрегатом зображена на рис. 6.

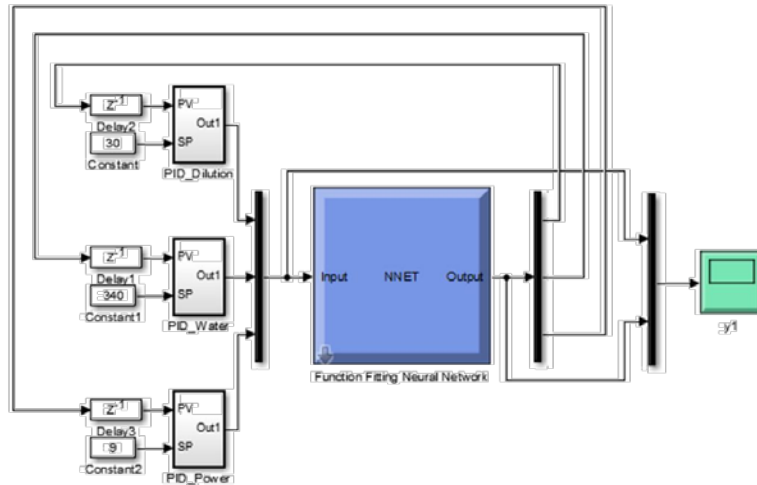


Рис. 6 – Динамічна модель системи регулювання котлоагрегату

Для налаштування параметрів пропорційно-інтегрально-диференціального регулятора системи керування технологічними параметрами котлоагрегату, у якості тестової використовуємо підсистему регулювання розрідження в топці, котла. Ця система є одною із основних що впливає на якість спалювання палива і затримки тепла отриманого від палива у камері згорання для його максимальної передачі вторинному середовищу – воді. Додавши в динамічну модель системи керування додаткові елементи для перевірки результату підбору коефіцієнтів в результаті навчання нейро-адаптивного блоку налаштування. Схему зображено на рис. 7.

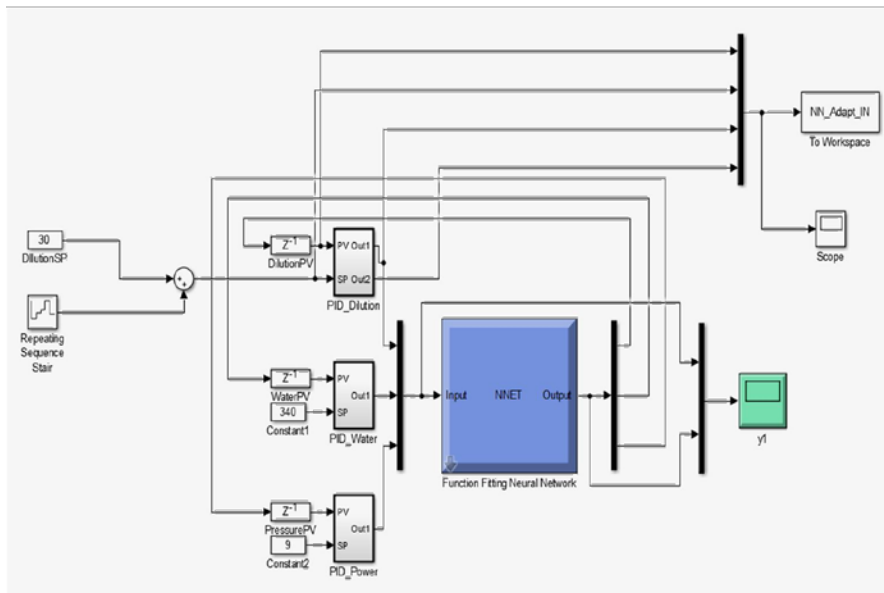


Рис. 7 – Адаптивна модель системи регулювання для отримання вхідних даних для навчання нейро-адаптивного блоку

У модель нейро-емулатора в контур регулювання розрідження навмисне було додано коло по внесенню змін рівня значення заданого розрідження, для внесення відхилень у процесі навчання нейро-мережі. Було зафіксовано наступні коефіцієнти для застосування $K_p=0.39183$, $K_i=0.085589$, $K_d=0.040539$. Якість регулювання і стабільність роботи регулятора розрідження в котлоагрегаті задовольняє точністю і швидкістю переходів. На виході ми отримали нейрон-мережу, що дозволить підлаштовувати систему регулювання у

ході її життєвого циклу. Отримавши дані нових вибірок їх можна завантажити у нейро-адаптивний блок і при прямому проході ми отримаємо нові рекомендовані коефіцієнти.

Висновки

- 1) Проаналізовано алгоритми автоматичного регулювання установок, що дало змогу вибрати алгоритми регулювання параметрів котлоагрегату.
- 2) Проаналізовано сучасні засоби автоматичного регулювання на основі аналізу відомих світових фірм таких як Siemens, Weintek, Owen, що дало можливість реалізувати автоматичну систему регулювання параметрів котлоагрегату.
- 3) Розроблено алгоритм пропорційно-інтегрально-диференціального регулятора на основі закону ПІД регулювання, що дало можливість спроектувати нейро-адаптивний блок розрахунку коефіцієнтів регулювання.
- 4) На основі отриманих експериментальних даних роботи котлоагрегату отримано вибірки і застосовано їх для навчання нейро-емулятора, що дало змогу реалізувати навчання нейро-адаптивного блоку у реальному часі.

Список використаних джерел:

1. Забезпечення експлуатаційної безпеки АЕС у понадпроектний термін в контексті переходу до циркулярної економіки: Європейський Зелений Курс / Г. С. Грінченко, О. А. Ковтун, В. В. Миколайко, Р. О. Нестеренко, Н. С. Антоненко // *Машинобудування* : зб. наук. пр. / Укр. інж.-пед. акад. – Харків, 2022. – № 30. – С. 61–72. DOI: <https://doi.org/10.32820/2079-1747-2022-30-61-72>.
2. Algorithm of technical diagnostics of the complicated damage to the continued resource of the circulation pipeline of the nuclear power plant / H. Hrinchenko, R. Trisch, V. Burdeina, S. Chelysheva // *Problems of Atomic Science and Technology. Section: Physics of Radiation Effect and Radiation Materials Science*. – 2019. – № 2 (120). – P. 104–110. DOI : <https://doi.org/10.46813/2019-120-104>.
3. Уніфікація методів технічної діагностики трубопровідних систем з метою забезпечення безпечної експлуатації / Г. С. Грінченко, С. М. Артюх, В. В. Грінченко, С. С. Негодів // *Машинобудування* : зб. наук. пр. / Укр. інж.-пед. акад. – Харків, 2022. – № 29. – С. 62–69. DOI : <https://doi.org/10.32820/2079-1747-2022-29>.
4. Столяр О. М. Алгоритми регулювання параметрів технологічного процесу в енергетичних установках / О. М. Столяр // *Сучасні комп'ютерні інформаційні технології : матеріали VI Всеукраїн. школи-семінару молодих вчених і студентів АСІТ'2016 (20-21 трав. 2016 р., м. Тернопіль)*. – Тернопіль, 2016. – С. 51–54.
5. Вплив податливості ланок на ККД механізмів і машин / М. Подригайло, О. Полянський, Н. Подригайло, М. Байцур // *Сучасні технології в машинобудуванні та транспорті*. – 2019. – № 1. – С. 113–120. DOI: <https://doi.org/10.36910/automash.v1i12.57>.
6. Yesaulov S. Synthesis of Thermal Diagnostic Expert Components with an Artificial Neuron: Array / S. Yesaulov, O. Babicheva, V. Zakurdai // *Municipal Economy of Cities*. – 2022. – № 1(168). – Pp. 18–29. DOI : <https://doi.org/10.33042/2522-1809-2022-1-168-18-29>.
7. Tripathi N. D. Fuzzy Logic and Neural Networks / N. D. Tripathi, J. H. Reed, H. F. Vanlandingham // *Radio Resource Management in Cellular Systems. The Springer International Series in Engineering and Computer Science*. – 2001. – Vol 618. DOI : https://doi.org/10.1007/0-306-47318-6_2.
8. Pavlenko Y. The Future of Neural Networks / Y. Pavlenko, O. Parfyonova // *Грааль науки*. – 2021. – № 4. – Pp. 297–298. DOI : <https://doi.org/10.36074/grail-of-science.07.05.2021.053>.
9. Development and validation of measurement techniques according to ISO/IEC 17025:2017 / R. Trishch, O. Maletska, H. Hrinchenko [et. al.] // *Proceedings of the 8th International Conference on Advanced Optoelectronics and Lasers (Sozopol, 6-8 September 2019)*. – Sozopol, 2019. – Pp. 715–720.
10. Akkouchi K. New application of artificial neural network-based direct power control for permanent magnet synchronous generator / K. Akkouchi, L. Rahmani, R. Lebiad // *Electrical Engineering & Electromechanics*. – 2021. – № 6. – Pp. 18–24. DOI : <https://doi.org/10.20998/2074-272X.2021.6.03>.
11. Mendis N. Management of battery-supercapacitor hybrid energy storage and synchronous condenser for isolated operation of PMSG based variable-speed wind turbine generating systems / N. Mendis, K. M. Muttaqi, S. Perera // *IEEE Transactions on Smart Grid*. – 2014. – Vol. 5, no. 2. – Pp. 944-953. Doi: <https://doi.org/10.1109/tsg.2013.2287874>.
12. IEC 61131-3:2013 Programmable controllers. Part 3: Programming languages. – Access mode : <https://webstore.iec.ch/publication/4552> (Last accessed 11.03.2023).
13. Hassan Adel A. Improvement of direct torque control of induction motor drives using neuro-fuzzy controller / Adel A. Hassan, S. Abo-Zaid, A. Refky // *Journal of Multidisciplinary Engineering Science and Technology*. – 2015. – Vol. 2, no. 10. – Pp. 2913-2918.

14. Halvaei Niasar A. Sensorless Direct Power Control of Induction Motor Drive Using Artificial Neural Network / Niasar A. Halvaei, Khoei H Rahimi // *Advances in Artificial Neural Systems*. – 2015. – Vol. 2015. – Pp. 1-9. Doi: <https://doi.org/10.1155/2015/318589>.

15. Benbouhenni H. Robust direct power control of a DFIG fed by a five-level NPC inverter using neural SVPWM technique / H. Benbouhenni // *Tecnica Italiana-Italian Journal of Engineering Science*. – 2021. – vol. 65, no. 1. – Pp. 119-128. Doi: <https://doi.org/10.18280/ti-ijes.650118>.

References:

1. Hrinchenko, NS, Kovtun, OA, Mykolaiko, VV, Nesterenko, RO & Antonenko, NS 2022, “Zabezpechennia ekspluatatsiinoi bezpeky AES u ponadproektnyi termin v konteksti perekhodu do tsyrkuliarnoi ekonomiky: Yevropeyskyi Zelenyi Kurs”, [*Ensuring AES operational safety beyond the design period in the context of the transition to a circular economy: European Green Deal*], *Mashynobuduvannia*, iss. 30, pp. 61–72. DOI: <https://doi.org/10.32820/2079-1747-2022-30-61-72>.

2. Hrinchenko, N, Trisch, R, Burdeina, V & Chelysheva, S 2019, “Algorithm of technical diagnostics of the complicated damage to the continued resource of the circulation pipeline of the nuclear power plant” *Problems of Atomic Science and Technology. Section: Physics of Radiation Effect and Radiation Materials Science*, no 2 (120), pp. 104–110. DOI : <https://doi.org/10.46813/2019-120-104> .

3. Hrinchenko, NS, Artiukh, SM, Hrinchenko, VV & Nehodov, SS 2022, “Unifikatsiia metodiv tekhnichnoi diahnostyky truboprovodnykh system z metoiu zabezpechennia bezpechnoi ekspluatatsii”, [*Unification of methods for technical diagnostics of pipeline systems to ensure safe operation*], *Mashynobuduvannia*, iss. 29, pp. 62–69. DOI : <https://doi.org/10.32820/2079-1747-2022-29> .

4. Stoliar, OM 2016, “Alhorytmy rehuliuвання parametriv tekhnolohichnoho protsesu v enerhetychnykh ustanovkakh”, [*Algorithms for controlling process parameters in power units*], *Suchasni kompiuterni informatsiini tekhnolohii : materialy VI Vseukrain. shkoly-seminaru molodykh vchenykh i studentiv ASIT2016 (20-21 trav. 2016 r., m. Ternopil)*, Ternopil, pp. 51–54.

5. Podryhailo, M, Polianskyi, O, Podryhailo, N & Baitsur, M 2019, ‘Vplyv podatlyvosti lanok na KKD mekhanizmiv i mashyn’, [*Influence of link flexibility on the efficiency of mechanisms and machines*], *Suchasni tekhnolohii v mashynobuduvanni ta transporti*, no 1, pp. 113–120. DOI: <https://doi.org/10.36910/automash.v1i12.57>.

6. Yesaulov, S, Babicheva, O & Zakurdai, V 2022, ‘Synthesis of Thermal Diagnostic Expert Components with an Artificial Neuron: Array’ *Municipal Economy of Cities*, no 1(168), pp. 18–29. DOI : <https://doi.org/10.33042/2522-1809-2022-1-168-18-29> .

7. Tripathi, ND, Reed, JH & Vanlandingham, HF 2001, ‘Fuzzy Logic and Neural Networks’ *Radio Resource Management in Cellular Systems. The Springer International Series in Engineering and Computer Science*, Vol. 618. DOI : https://doi.org/10.1007/0-306-47318-6_2 .

8. Pavlenko, Y & Parfyonova, O 2021, ‘The Future of Neural Networks’ *Hraal nauky*, no 4, pp. 297–298. DOI : <https://doi.org/10.36074/grail-of-science.07.05.2021.053> .

9. Trishch, R, Maletska, O, Hrinchenko, H, Artiukh, S, Burdeina, V & Antonenko, N 2019, ‘Development and validation of measurement techniques according to ISO/IEC 17025:2017’ *Proceedings of the 8th International Conference on Advanced Optoelectronics and Lasers (Sozopol, 6-8 September 2019)*, Sozopol, pp. 715–720.

10. Akkouchi, K, Rahmani, L & Lebled, R 2021, ‘New application of artificial neural network-based direct power control for permanent magnet synchronous generator’ *Electrical Engineering & Electromechanics*, no 6, pp. 18–24. DOI : <https://doi.org/10.20998/2074-272X.2021.6.03> .

11. Mendis, N, Muttaqi, KM & Perera, S 2014, ‘Management of battery-supercapacitor hybrid energy storage and synchronous condenser for isolated operation of PMSG based variable-speed wind turbine generating systems’ *IEEE Transactions on Smart Grid*, Vol. 5, no. 2, pp. 944-953. Doi: <https://doi.org/10.1109/tsg.2013.2287874>.

12. IEC 61131-3:2013 Programmable controllers. Part 3: Programming languages 2013, viewed 11 March 2023, <<https://webstore.iec.ch/publication/4552>>.

13. Hassan, Adel A, Abo-Zaid, S & Refky, A 2015, ‘Improvement of direct torque control of induction motor drives using neuro-fuzzy controller’ *Journal of Multidisciplinary Engineering Science and Technology*, Vol. 2, no. 10, pp. 2913-2918.

14. Halvaei, Niasar A & Rahimi, V 2015, ‘Sensorless Direct Power Control of Induction Motor Drive Using Artificial Neural Network’ *Advances in Artificial Neural Systems*, Vol. 2015, pp. 1-9. Doi: <https://doi.org/10.1155/2015/318589>.

15. Benbouhenni, H 2021, ‘Robust direct power control of a DFIG fed by a five-level NPC inverter using neural SVPWM technique’ *Tecnica Italiana-Italian Journal of Engineering Science*, vol. 65, no. 1, pp. 119-128. Doi: <https://doi.org/10.18280/ti-ijes.650118>.

Стаття надійшла до редакції 20 квітня 2023 року