

АВТОМАТИЗАЦІЯ ТА КОМП'ЮТЕРНО-ІНТЕГРОВАНІ ТЕХНОЛОГІЇ

УДК 681.5:629.3

DOI: 10.30977/BUL.2219-5548.2023.103.0.13

СИНТЕЗ СИСТЕМ УПРАВЛІННЯ ДИНАМІЧНИМИ ПРОЦЕСАМИ В КОТЛІ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ПРЯМОГО ПОШИРЕННЯ

Разживін О. В., Бережна О. В., Сахацький С. О., Мурат В. М.
Донбаська державна машинобудівна академія

***Анотація.** У статті вирішено актуальне науково-технічне завдання – зниження витрат палива на горіння в парових котлах способом автоматизації процесу регулювання співвідношення «газ-повітря», що дасть змогу значно зменшити витрати на сертифіковане паливо та раціонально використовувати викиди промислових установок, таких як промислові печі, нафтопереробні комплекси тощо. Розроблення регулятора подачі витрати повітря до пальників природного та доменного газу забезпечить заощадження цінних природних ресурсів і дасть змогу розширити діапазон використання викидів як вторинної сировини. Реалізація розробленого нейрорегулятора з передбаченням подачі повітря на горіння допомагає системі управління адаптуватися до змін між теоретичними та дійсними показниками та брати до уваги й компенсувати змінні параметри подачі повітря до пальників.*

***Ключові слова:** система управління, нейрорегулятор, нейронна мережа прямого поширення, модель.*

Вступ

Розвиток промислової теплоенергетики нерозривно пов'язаний із поширенням енергетичної бази. Наразі основним джерелом енергії є органічне паливо, що використовується для отримання теплової енергії та електроенергії на електростанціях. Тому енергетична база розглядається як паливно-енергетичний комплекс, що містить вугільну, нафтову, газову промисловість та електроенергетику.

У розвитку енергетики України важливе місце посідає теплофікація, тобто будівництво теплоенергоцентралей, що забезпечують комбіноване виробництво електроенергії та теплоти для побутових потреб населення [1]. Основним первинним джерелом енергії є паливо, що забезпечує виробництво понад 50 % електроенергії та використовується на промислових підприємствах для технологічних цілей і для опалення промислових печей (наприклад, доменних, мартенівських, нагрівальних тощо) [2, 3].

В умовах суверенної держави стан паливно-енергетичної бази має вирішальне значення. Не менш важливою є проблема раціонального використання наявного палива й максимально ефективного застосування вторинних енергоресурсів [3–5], що в надлишку утворюються на підприємствах металургійної промисловості та неефективно утилізуються.

Аналіз публікацій

Питання спалювання газів, отриманих від промислових установок, або, як їх можна назвати, – несертифікованих (доменних) газів, є актуальним не тільки в нафтопереробній галузі, а й на промислових печах. У роботі [6] показано, що застосування такого роду газів дає змогу заощадити витрати на сертифіковане паливо – природний газ – і уникнути його надмірного використання.

У дослідженнях [7, 8] аналізується вплив викидів заводів, що займаються спалюванням природного газу.

У роботі [9] показано, як спалювання стисненого газу з допомогою деформації труб сприяє збільшенню пароутворення. Необхідно зауважити, що це не вплинуло на викиди димових газів.

У праці [10] розглянута модель спалювання природного газу, мазуту, а також несертифікованого (доменного) газу. У цьому разі було прийнято рішення реконструювати теплообмінник у вертикальне положення, а також вихідні димові гази розподілити на два потоки, один з яких веде назад у паровий котел. Втрати димових газів, а також незгорілого палива оцінено в роботі [11].

У дослідженні [12] запропоновано модель роботи парових котлів на загальне навантаження для природного газу, описано вплив котлів, що працюють одночасно на втрату енергії.

Мета та постановка завдання

Метою роботи є розроблення на основі нейронної мережі прямого поширення системи управління подачі природного та доменного газу до пальників котлів, що працюють на одну парову магістраль.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі основні завдання:

- визначити доцільність розроблення нейрорегулятора подачі повітря;
- установити значення параметрів, що забезпечують задані показники якості функціонування системи управління динамічним процесом;
- засобами *Simulink* системи *MatLab* провести синтез нейрорегулятора подачі повітря за умови спалювання несертифікованих газів у котлі для виробництва теплової енергії або електроенергії.

Проведення досліджень та обговорення результатів

У наявній системі подачі газоповітряної суміші в котел застосований дросельний спосіб регулювання витрати повітря. Так, під час

аналізу технологічного процесу було виявлено, що такий спосіб регулювання спричиняє збільшення витрат на споживання електроенергії приводним електродвигуном вентилятора повітря.

З огляду на підвищення вимог до зниження енергоємності технологічного процесу, на аналіз сучасних систем регулювання витрати повітря, що подається, і на постановку завдання було прийнято рішення застосувати об'ємний спосіб регулювання витрати повітря. Для реалізації окресленого завдання запропоновано використовувати частотний спосіб регулювання частоти обертання приводного електродвигуна вентилятора повітря.

Таке технічне рішення дасть змогу на базі наявного устаткування унеможливити перевищення необхідної витрати повітря та знизити енергоспоживання електроприводу вентилятора.

Для подальшої реалізації поставленого завдання розроблено функціональну схему автоматизації системи керування подачею газоповітряної суміші в котел (рис. 1).

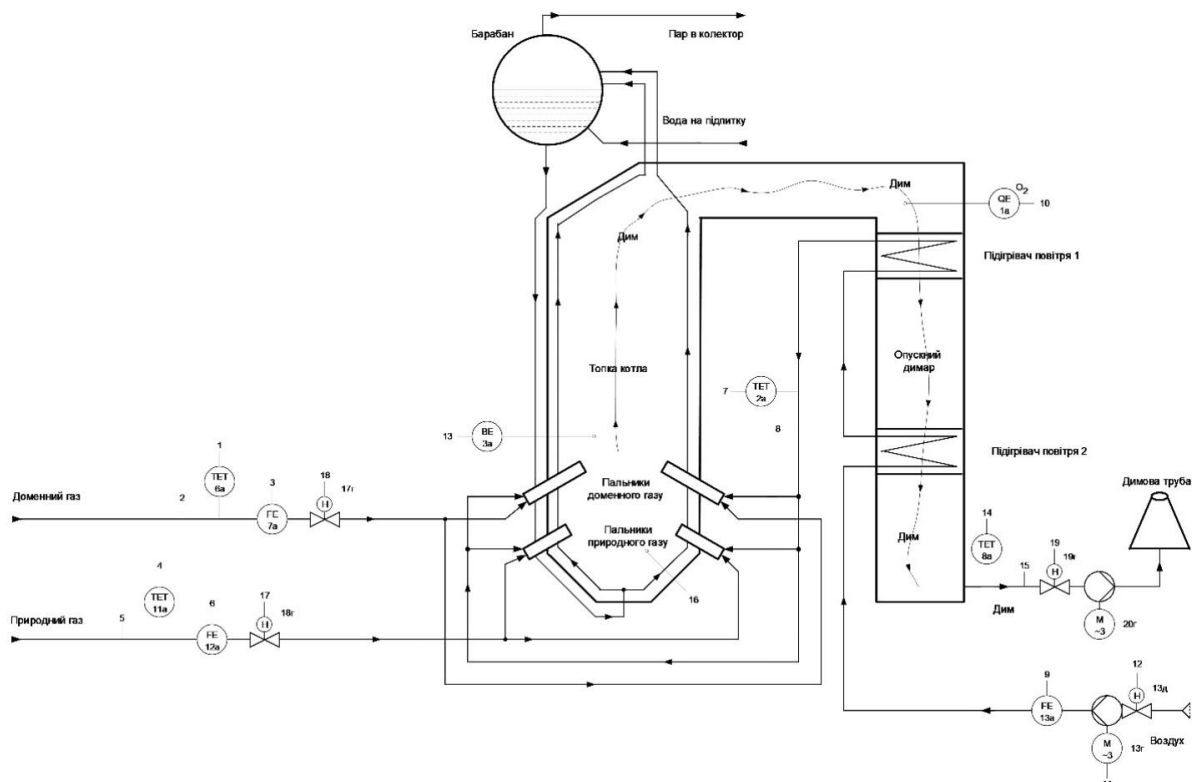


Рис. 1. Функціональна схема автоматизації системи керування подачею газоповітряної суміші (ГПС) у котел

Регулювання витрати доменного (7а) або природного (12а) газу здійснюється контуром газу залежно від вибору, теплового навантаження котла або тиску пари в колекторі

(див. рис. 1). Вентилятор повітря, що обертається асинхронним двигуном (13 г), захоплює атмосферне повітря й по повітроводу подає його на другий ступінь підігрівача

повітря 2 (ПП2). Повітря, що нагрілося у ПП2 завдяки температурі димових газів, подається на перший ступінь підігрівача повітря (ПП1). Пройшовши перший ступінь нагріву, повітря подається на пальники котла, тобто на два пальники доменного та два пальники природного газу, розташовані з обох боків паливної камери котла. Підтримка співвідношення «газ-повітря» на заданому значенні відбувається способом порівняння відношення, приведенного до нормальних умов витрати газу (7а або 12а), приведеного до нормальних умов витрати повітря (13а) із заданим коефіцієнтом співвідношення. Управляючий сигнал за законом регулювання надходить з контролера промисловою мережею *Profibus-DP* у частотний перетворювач *Siemens Micromaster 440* (13в). Частотний перетворювач, відповідно до отриманого завдання з контролера, змінює частоту електричного живлення двигуна (13 г) вентилятора повітря, цим регулюючи об'ємну кількість повітря, що подається в паливний простір котла на горіння. Завдяки процесу горіння газ і повітря перетворюється на побічний продукт горіння – дим, у якому містяться малі долі газу, що не згорів, і повітря, що вилучається димососом у трубу. Концентрація кисню в димі контролюється датчиком (1а), сигнал з якого надходить до контролера для корекції кількості повітря, що подається на горіння.

З метою синтезу систем управління динамічними процесами в котлі під час регулювання витрати повітря на горіння застосовано нейронну мережу прямого поширення. Універсальні можливості апроксимації багатозарових штучних нейронних мереж прямого поширення дають змогу вирішувати завдання ідентифікації, проектування та моделювання нелінійних систем управління.

Застосування нейрорегуляторів вимагає виконання двох етапів проектування: ідентифікації керованого процесу та синтезу закону управління.

На етапі ідентифікації розробляється модель керованого процесу у вигляді штучної нейронної мережі, яка потім використовується для синтезу регулятора. Схему ідентифікації керованого процесу наведено на рис. 2.

Вона містить модель управління у вигляді штучної нейронної мережі, яка має бути навчена в автономному режимі так, щоб мінімізувати помилку між виходами об'єкта й моделі: $e = y_r - y_m$ для послідовності пробних вхідних сигналів u .

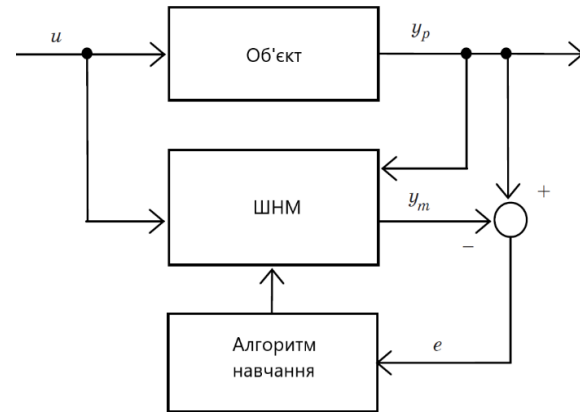


Рис. 2. Загальна схема нейромережної ідентифікації в *MatLab* [13]

Для ідентифікації застосовується двошарова модель штучної нейронної мережі з лініями затримки, що використовує попередній вхід і попередній вихід об'єкта для передбачення його майбутнього виходу.

У процесі управління з передбаченням модель керованого процесу у вигляді штучної нейронної мережі використовується для передбачення його майбутньої поведінки, а алгоритм оптимізації застосовується для розрахунку такого управління, що мінімізує різницю між бажаними та дійсними змінами на виході моделі. Нейроконтролер, який реалізує такий регулятор, вимагає значного обсягу обчислень, оскільки розрахунок оптимального закону управління та оптимізація виконуються на кожному такті управління. Управління з передбаченням будується на принципі горизонту, що віддаляється, згідно з яким нейромережна модель керованого процесу передбачає реакцію об'єкта управління на певному інтервалі часу в майбутньому. Передбачення використовується програмою оптимізації для обчислення керуючого сигналу, який мінімізує критерій якості управління [13]:

$$J = \sum_{j=N_1}^{N_2} (y_r(t+j) - y_m(t+j))^2 + \rho \sum_{j=1}^{N_u} (\dot{u}(t+j-1) - \dot{u}(t+j-2))^2,$$

де константи N_1 , N_2 і N_u задають межі, усереднені яких обчислюються помилка стеження та потужність керуючого сигналу. Змінна u' описує пробний керуючий сигнал, y_r та y_m – бажана та реальна реакції моделі. Розмір ρ визначає внесок потужності управління.

Структурна схема, наведена на рис. 3, ілюструє процес управління з передбаченням. Регулятор складається з нейронної моделі та блоку оптимізації. Блок оптимізації обчислює значення u' , що мінімізують критерій якості керування, а відповідний сигнал керує процесом.

У *MatLab* нейрорегулятор з передбаченням задається блоком *NN Predictive Controller*. Динамічна модель системи наведена на рис. 4. До динамічної комп'ютерної моделі об'єкта керування послідовно додано блок *NN*

Predictive Controller.

Здійснюємо налаштування *NN Predictive Controller*:

- *Cost Horizon* (N_2) – верхня межа підсумовування в показнику якості $N_2 = 500$, нижня межа фіксована: $N_2 = 1$;
- *Control Horizon* (N_u) – верхня межа підсумовування в оцінці потужності управління;
- *Control Weighting Factor* (ρ) – коефіцієнт ваги для складника потужності керування $\rho = 0,05$;
- *Search parameter* (α) – параметр одновиірного пошуку, що задає поріг зменшення якості $\alpha = 0,001$;
- *Minimization Routine* – вибір процедури одновиірного пошуку;
- *Iteration Per Sample Time* – кількість ітерацій на один такт дискретності.

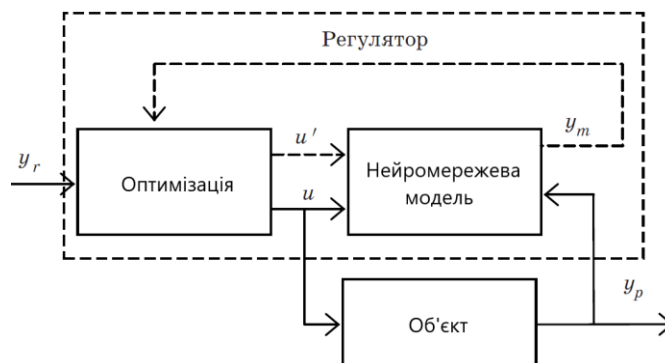


Рис. 3. Структурна схема регулятора із передбаченням [13]

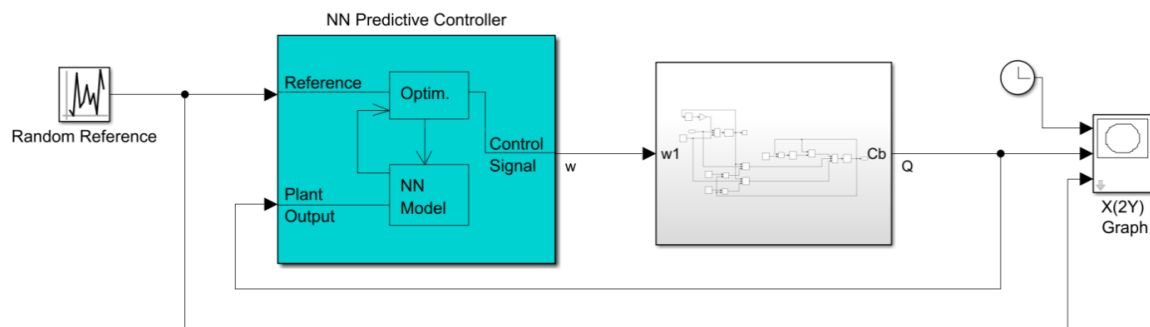


Рис. 4. Комп'ютерна модель системи автоматичного регулювання подачі ГПС

Виконуємо ідентифікацію до встановлення параметрів регулятора. Панель ідентифікації наведена на рис. 5.

Набір елементів керування для задання архітектурних параметрів штучної нейронної мережі:

- *Maximum Plant Input* – максимальне значення вхідного сигналу – 1000 хв^{-1} ;
- *Minimum Plant Input* – мінімальне значення вхідного сигналу – 10 хв^{-1} ;
- *Maximum Interval Value (sec)* – максима-

льний інтервал ідентифікації – 10 с;

- *Minimum Interval Value (sec)* – мінімальний інтервал ідентифікації – 0 с;
- *Limit Output Data* – перемикач обмеження значень вихідного сигналу;
- *Maximum Plant Output* – максимальне значення вихідного сигналу, яке задається за умови увімкненого перемикача *Limit Output Data* – $500 \text{ м}^3/\text{Г}$;
- *Minimum Plant Output* – максимальне значення вихідного сигналу, що задається в разі

увімкненого перемикача *Limit Output Data* – 0 м³/г.

Параметри навчання задані таким чином:

- *Training Epochs* – кількість циклів навчання – 200 епох;
- *Training Function* – для задання навчальної функції – *trainlm*;
- *Use Current Weights* – перемикач для використання поточних ваг нейронної мережі;

- *Use Validation Data* – перемикач для використання контрольної множини в обсязі 25 % від навчальної множини.

Генерація навчальної послідовності проводиться за допомогою впливу ряду ступінчастих сигналів на математичну модель процесу подачі повітря та зняття значень на вході та виході моделі через кожен крок квантування.

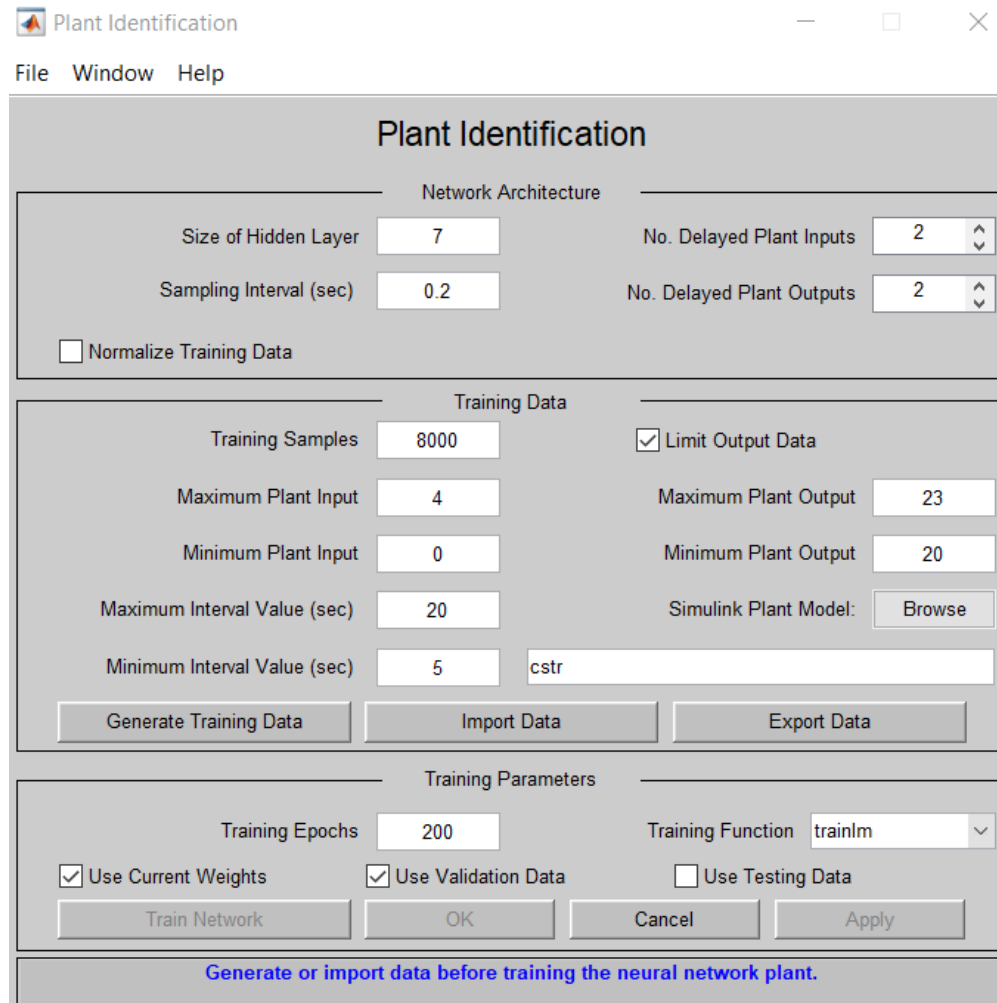


Рис. 5. Інтерфейс ідентифікації об'єкта

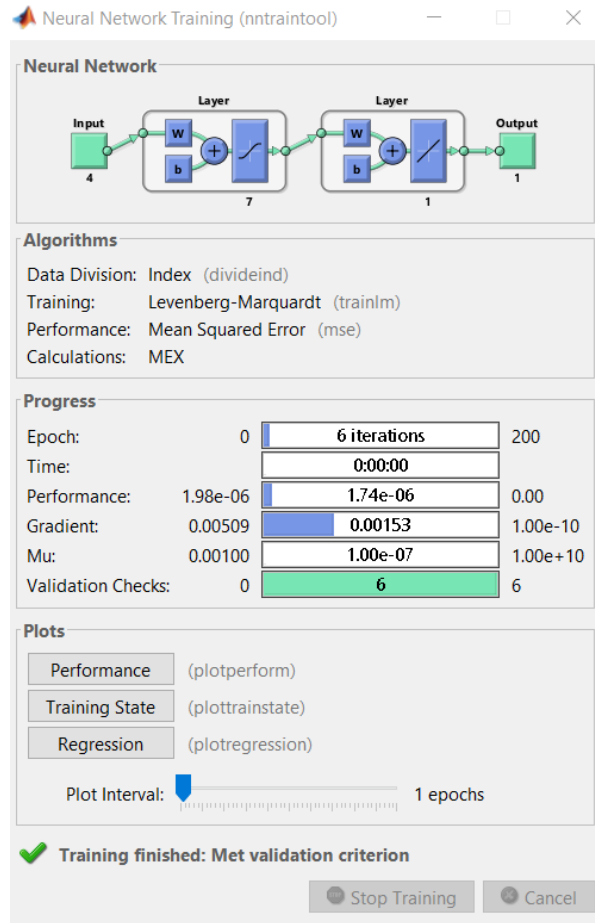
Після отримання навчальної послідовності встановлено параметри навчання за допомогою *Train Network*. Після завершення навчання його результати відображаються на графіках, які наведені на рис. 6.

Після ідентифікації проведено безпосередньо моделювання.

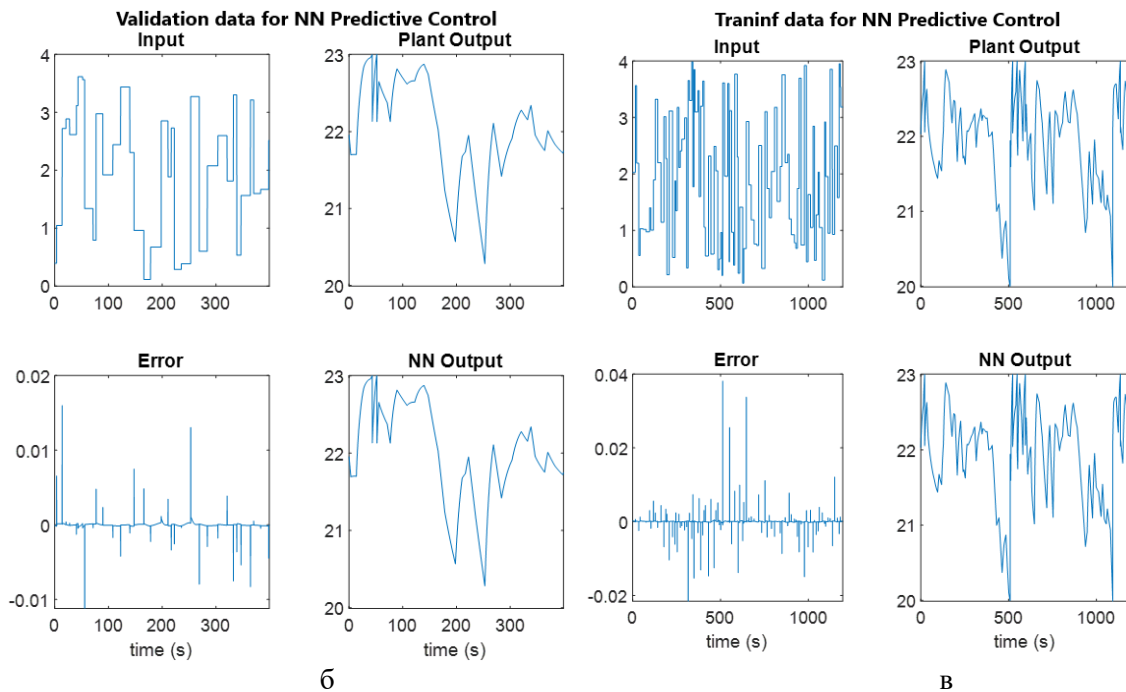
На рис. 7 наведено відпрацювання системою ступінчастих вхідних сигналів із видатковим періодом та амплітудою. Модель навчається в режимі офлайн використовує накопичену раніше інформацію про поведінку об'єкта. Налаштування штучної нейронної мережі здійснюється за результатами випробу-

вань реального об'єкта. Метод навчання може бути будь-яким із наявного набору. Аналіз поданих показників моделювання під час функціонування нейрорегулятора з передбаченням свідчить про достатньо високі результати роботи системи управління. Для отримання інформативної вибірки необхідно коректно задати максимальне й мінімальне значення інтервалу ідентифікації. Їх величина залежить від параметрів об'єкта управління.

У досліджуваній системі оптимальними прийняті значення максимального й мінімального інтервалу ідентифікації, відповідно, 10 с та 0 с.



a



б

в

Рис. 6. Результати навчання нейронної мережі

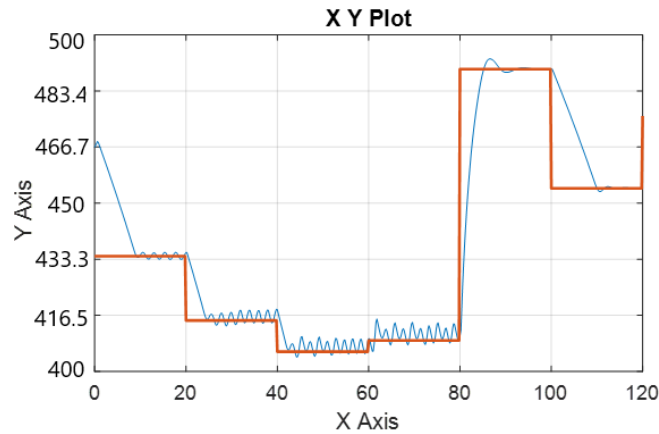


Рис. 7. Результати функціонування регулятора з передбаченням

Навчання моделі відбувається в режимі офлайн із використанням інформаційної бази, побудованої під час роботи реального об'єкта. За умови кількості циклів навчання, що становить 200 епох, миттєві помилки на навчальній множині не перевищують 2×10^{-2} . У разі перевищення заданої кількості циклів навчання помилка не зменшується.

Висновки

Засобами *Simulink* у системі *MatLab* на основі штучної нейронної мережі проведено синтез прямого поширення регулятора подачі витрати повітря до пальників природного та доменного газу, що дасть змогу максимально ефективно використовувати вторинні газу, утворені під час виробництва, та замінити ними природний газ високої вартості в парових котлах для виробництва тепла й електроенергії. З метою реалізації регулювання подачі повітря на горіння застосовано нейрорегулятор з передбаченням, робота якого основана на принципі горизонту, що віддаляється.

Практичне значення: нейронна мережа прямого поширення успішно застосована під час синтезу систем управління динамічними процесами регулювання подачі витрати повітря до пальників природного та доменного газу, що дасть змогу значно розширити можливості використання вторинних енергоресурсів.

Перспективи подальших досліджень: розроблення регулятора на базі нейронної мережі прямого поширення, робота якого ґрунтується на принципі передбачення реакції об'єкта управління на певному інтервалі часу в майбутньому, для управління динамічними процесами в різних галузях промисловості.

Література

1. Синюра-Ростун Н.Р. Енергетична безпека України як передумова її ендегенного розвитку. *Матеріали II Міжнародної науково-практичної конференції*. 2022. С. 256–259. URL: <http://195.230.140.114/jspui/bitstream/123456789/12346/1/%D0%97%D0%B1%D1%96%D1%80%D0%BD%D0%B8%D0%BA%20%D0%A6%D0%9D%D0%A2%D0%A3%202022.pdf#page=256>
2. Кошовий Б.-П.О. Політика розвитку альтернативної енергетики для потреб промислових підприємств. *Академічні візії*. 2022. № 3. С. 33–39. URL: <http://dx.doi.org/10.5281/zenodo.5962465>
3. Сутнісно-змістовна основа інноваційної діяльності у контексті розвитку відновлювальної енергетики / Ю.Т. Матвєєва та ін. *Вісник СумДУ*. Серія «Економіка». 2022. № 2. С. 17–29. DOI: 10.21272/1817-9215.2022.2-02.
4. Колієнко А.Г., Литвиненко О.О. Альтернативні види палива – проблеми і перспективи. *Академічна й університетська наука: зб. наук. пр. Всеукр. наук.-практ. конф. «Сучасні рецепції світоглядно-ціннісних орієнтирів Григорія Сковороди»*, 02 груд. 2022 р.: Т. 2. Полтава: Нац. ун-т ім. Юрія Кондратюка, 2022. С. 108–111. URL: <http://reposit.nupp.edu.ua/handle/PoltNTU/11697>
5. Паневник О.В. Аналіз процесів інтеграції технологій відновлювальної енергетики в нафтогазову промисловість. *Розвідка та розробка нафтових і газових родовищ*. 2021. № 4. С. 7–15. URL: <http://elar.nung.edu.ua/handle/123456789/9019>
6. Boisvert P.G., Runstedtler A. Fuel sparing: Control of industrial furnaces using process gas as supplemental fuel, Canada. *Applied Thermal Engineering*. 2014. Vol. 65. P. 293–298. URL: <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2013.12.047>
7. The major sources of gas flaring and air contamination in the natural gas processing

- plants: A case study, Iran / M. Davoudia et al. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*. 2013. Vol. 13 P. 7–19. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jngse.2013.03.002>
8. Berghout N., Broek M., Faaij A. Techno-economic performance and challenges of applying CO₂ capture in the industry: A case study of five industrial plants, the Netherlands. *International Journal of Greenhouse Gas Control*. 2013. Vol. 17. P. 259–279. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ijggc.2013.04.022>
 9. Liu H., Li P., Wang K. Optimization of PEM fuel cell flow channel dimensions – Mathematic modeling analysis and experimental verification, USA. *International Journal of Hydrogen Energy*. 2013. Vol. 38. P. 9835–9846. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2013.05.159>
 10. Possibilities for reconstruction of existing steam boilers for the purpose of using exhaust gases from 14 MW or 17 MW gas turbine, Serbia / D. Tucakovic et al. *Applied Thermal Engineering*. 2013. Vol. 56. P. 83–90. URL: <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2013.03.028>
 11. Rusinowski H., Stanek W. Hybrid model of steam boiler, Poland. *Energy*. 2010. Vol. 35. P. 1107–1113. URL: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2009.06.004>
 12. Bujak J. Optimal control of energy losses in multi-boiler steam systems, Poland. *Energy*. 2009. Vol. 34. P. 1260–1270. URL: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2009.05.005>
 13. Soloway D., Haley P. J. Neural generalized predictive control. *Proc. 1996 IEEE International Symposium on Intelligent Control*. 1996. P. 277–281. DOI: 10.1109/ISIC.1996.556214.
- References**
1. Syniura-Rostun, N.R. (2022). Enerhetychna bezpeka Ukrainy yak peredumova yii endohennoho rozvytku. *Materialy II Mizhnarodnoi naukovo-praktychnoi konferentsii*, pp. 256–259. URL: <http://195.230.140.114/jspui/bitstream/123456789/12346/1/%D0%97%D0%B1%D1%96%D1%80%D0%BD%D0%B8%D0%BA%20%D0%A6%D0%9D%D0%A2%D0%A3%202022.pdf#page=256>
 2. Koshovyj, B.-P.O. (2022). Polityka rozvytku al'ternatyvnoi' energetyky dlja potreb promyslovyh pidpryjemstv. *Akademichni vizii'*, no. 3, pp. 33–39. URL: <http://dx.doi.org/10.5281/zenodo.5962465>
 3. Matvjejeva, Ju.T., Sager, L.Ju., Vakulenko, I.A., Petryna, V.V. (2022). Sutnisno-zmistovna osnova innovacijnoi' dijal'nosti u konteksti rozvytku vidnovljuval'noi' energetyky. *Visnyk SumDU. Serija "Ekonomika"*, no. 2, pp. 17–29. DOI: 10.21272/1817-9215.2022.2-02.
 4. Kolienko, A.G., Litvinenko, O.O. (2022). Al'ternativni vidi paliva – problemi i perspektivi. *Akademichna j universitets'ka nauka: zb. nauk. pr. Vseukr. nauk.-prakt. konf. "Suchasni recepcii svitogljadno-cinnisnih orientiriv Grigorija Skovorodi"*, 02 grud. 2022 r.: T. 2. Poltava: Nac. un-t im. Jurija Kondratjuka, pp. 108–111. URL: <http://reposit.nupp.edu.ua/handle/PolNTU/11697>
 5. Panevnik, O.V. (2021). Analiz procesiv integracii tehnologij vidnovljuval'noi' energetiki v naftogazovu promislovist'. *Rozvidka ta rozrobka naftovih i gazovih rodovishh*, no. 4, pp. 7–15. URL: <http://elar.nung.edu.ua/handle/123456789/9019>
 6. Boisvert, P.G., Runstedtler, A. (2014). Fuel sparing: Control of industrial furnaces using process gas as supplemental fuel, Canada. *Applied Thermal Engineering*, vol. 65, pp. 293–298. URL: <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2013.12.047>
 7. Davoudia, M., Rahimpoura, M.R., Jokara, S.M., Nikbakhtb, F., Abbasfard, H. (2013). The major sources of gas flaring and air contamination in the natural gas processing plants: A case study, Iran. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, vol. 13, pp. 7–19. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jngse.2013.03.002>
 8. Berghout, N., Broek, M., Faaij, A. (2013). Techno-economic performance and challenges of applying CO₂ capture in the industry: A case study of five industrial plants, the Netherlands. *International Journal of Greenhouse Gas Control*, vol. 17, pp. 259–279. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ijggc.2013.04.022>
 9. Liu, H., Li, P., Wang, K. (2013). Optimization of PEM fuel cell flow channel dimensions – Mathematic modeling analysis and experimental verification, USA. *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 38, pp. 9835–9846. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2013.05.159>
 10. Tucakovic, D., Stupar, G., Zivanovic, T., Petrovic, M., Belosevic, S. (2013). Possibilities for reconstruction of existing steam boilers for the purpose of using exhaust gases from 14 MW or 17 MW gas turbine, Serbia. *Applied Thermal Engineering*, vol. 56, pp. 83–90. URL: <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2013.03.028>
 11. Rusinowski, H., Stanek, W. (2010). Hybrid model of steam boiler, Poland. *Energy*, vol. 35, pp. 1107–1113. URL: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2009.06.004>
 12. Bujak, J. (2009). Optimal control of energy losses in multi-boiler steam systems, Poland. *Energy*, vol. 34, pp. 1260–1270. URL: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2009.05.005>
 13. Soloway, D., Haley, P.J. (1996). Neural generalized predictive control. *Proc. 1996 IEEE International Symposium on Intelligent Control*, pp. 277–281. DOI: 10.1109/ISIC.1996.556214.
- Разживін Олексій Валерійович**, к.т.н., доц. кафедри автоматизації виробничих процесів, Донбаська державна машинобудівна академія, б-р Машинобудівників, 34, Краматорськ, 84313, Україна, тел. +38 099-094-97-27, avrzzhivin75@gmail.com,

Бережна Олена Валеріївна, д.т.н., доц.
кафедри автоматизації виробничих процесів,
Донбаська державна машинобудівна академія,
б-р Машинобудівників, 34, Краматорськ, 84313,
Україна, тел. +38 098-815-88-65,
elena.kassova07@gmail.com,

Сахацький Сергій Олексійович, магістр
кафедри автоматизації виробничих процесів,
Донбаська державна машинобудівна
академія, б-р Машинобудівників, 34, Краматорськ, 84313, Україна,
тел. +38 093-093-07-83,

Мурат Віктор Михайлович, студент,
кафедра автоматизації виробничих процесів,
Донбаська державна машинобудівна
академія, б-р Машинобудівників 34,
Краматорськ, 84313, Україна,
тел. +38 050-660-53-09, vitya.murat@gmail.com.

Synthesis of control systems for dynamic processes in a boiler using a neural network of direct propagation

Abstract. The article solves an urgent scientific and technical problem of reducing the cost of fuel for combustion in steam boilers by automating the process of adjusting the gas-air ratio, which will significantly reduce the cost of certified fuel and rationally use emissions from industrial installations, such as industrial furnaces, oil refineries, etc. The development of an air flow regulator for natural and blast-furnace gas burners will save valuable natural resources and expand the range of use of emissions as secondary raw materials. **Goal.** Development on the basis of a neural network of direct distribution of a control system for the supply of natural and blast-furnace gas to the burners of boilers operating on one steam line. **Methodology.** The synthesis of a neuro-regulator for air supply during the combustion of non-certified gases in a boiler for the generation of thermal energy or electricity was carried out by means of Simulink in the MATLAB system. In order to implement the regulation of the combustion air supply, a neuro-regulator with foresight was used, the operation of which is based on the principle of a receding horizon, according to which the neural network model of the controlled process foresees the reaction of the control object at a certain time interval in the future. The procedure for the synthesis of a

neuro-regulator for the supply of air for combustion is given. The values of the parameters that provide the specified indicators of the quality of the dynamic process control system functioning are established. The model is trained offline using the available empirical information regarding the process of gas combustion in the boiler, obtained on the basis of production experience. The settings of the resulting neural network are carried out according to the test data of a real object. **Results.** The universal possibilities of approximation of multilayer artificial neural networks of direct propagation made it possible to solve the problem of identifying, designing and modeling nonlinear control systems. The implementation of the developed neuro-regulator with the anticipation of the combustion air supply allows the control system to adapt to changes between theoretical and actual indicators and take into account and compensate for the variable parameters of the air supply to the burners. **Conclusions.** A feed-forward neural network has been successfully implemented in the synthesis of control systems for dynamic processes of regulating the air flow to natural and blast-furnace gas burners.

Key words: control system, neuro-regulator, feed-forward neural network, model.

Razhivin Olexsii, Cand. of Technical Sciences, Associate Professor, Department of Industrial Process Automation, Donbas State Engineering Academy, Blvd. Mashinobudivnikiv, 34, Kramatorsk, 84313, Ukraine, tel. +38 099-094-97-27,
avrzzhivin75@gmail.com,

Berezshna Olena, Doctor of Technical Sciences, Assistant Professor, Department of Industrial Process Automation, Donbas State Engineering Academy, Blvd. Mashinobudivnikiv, 34, Kramatorsk, 84313, Ukraine, tel. +38 098-815-88-65,
elena.kassova07@gmail.com,

Sahatskiy Serhii, Master, Department of Industrial Process Automation, Donbas State Engineering Academy, Blvd. Mashinobudivnikiv, 34, Kramatorsk, 84313, Ukraine, tel. +38 093-093-07-83,

Viktor Murat, Student, Department of Industrial Process Automation, Donbas State Engineering Academy, Blvd. Mashinobudivnikiv, 34, Kramatorsk, 84313, Ukraine, tel. +38 050-660-53-09,
vitya.murat@gmail.com.