

АНАЛІЗ СИСТЕМИ ПАРАЛЕЛЬНОГО НЕЙРОУПРАВЛІННЯ ДИНАМІЧНИМИ ОБ'ЄКТАМИ

У статті проводиться аналіз ефективності роботи нейромережевої системи управління, яка реалізує спільно з ПІД-регулятором принцип паралельного управління динамічним об'єктом. Як правило, більшість промислових об'єктів характеризуються нелінійними залежностями, наявністю неконтрольованих шумів та збурень, частою зміною режимів роботи обладнання та наявністю суттєвих нелінійностей. Як об'єкт дослідження використовувалася модель підсистеми розрядження водотрубного парового котла. Навчання нейромережевого контролера (НМК) та нейроемулатора проводилося на моделі САУ з ПІД-регулятором за методикою експертного коригування настроювальних коефіцієнтів: пропорційності, сталої інтегрування та диференціювання на основі аналізу показників якості перехідного процесу. Зміна значень параметрів моделі об'єкта по каналах керування та збурення відповідала динамічним режимам роботи парового котла в діапазоні парового навантаження (25 – 110 %) від номінального. Аналіз перехідних процесів отриманих на основі комп'ютерного моделювання дозволяє стверджувати, що навчена нейромережева система управління компенсує збурення на всьому діапазоні зміни значень параметрів об'єкта по каналах управління і збурення (імітація зміни парового навантаження), а також при значеннях параметрів моделі які виходять за діапазон навчальної вибірки.

Таким чином, нейромережевий контролер може успішно виконувати функції адаптивного контуру, налаштованого на найбільш несприятливі збурення в САУ паралельної дії складним виробничим об'єктом. А впровадження нейромережевої системи паралельної дії разом із типовими регуляторами у технологічні процеси теплоенергетики може дозволити знизити аварійні ситуації, пов'язані з частими змінами парового навантаження енергоблоків, викликаних військовими діями в нашій країні.

Ключові слова: динамічний об'єкт, система автоматичного керування; нейромережевий контролер, ПІД-регулятор; адаптація; перехідний процес; парове навантаження.

Вступ. Відомо, що в сучасних системах автоматичного управління (САУ) широко використовуються пропорційно-інтегральні та пропорційно-інтегрально-диференціальні регулятори (ПІ- та ПІД-регулятори). Поширення ПІД-регуляторів стало можливим завдяки простоті їх структури та надійності. В даний час існує велика кількість методів і методик розрахунку оптимальних налаштовувальних параметрів традиційних ПІ- і ПІД-регуляторів в залежності від критеріїв якості САУ, що пред'являються [1-5]. При цьому слід зазначити, що значна частина типових методів пошуку оптимальних настроювальних параметрів (коефіцієнтів) ПІД-регуляторів заснована на використанні лінійних математичних моделей об'єктів керування представлених, як правило, у вигляді передавальних функцій.

Разом з тим, слід зазначити, що більшість промислових систем характеризуються нелінійними залежностями, складними для моделювання динамічними властивостями, наявністю неконтрольованих шумів та перешкод, що створюють труднощі на етапах впровадження, налагодження та експлуатації САУ складних динамічних об'єктів, які характеризуються частою зміною режимів роботи обладнання та наявністю суттєвих нелінійностей. І для прискорення етапів налагодження ПІД-регуляторів на стадії введення в експлуатацію та налаштування регуляторів у процесі тривалої експлуатації САУ складними

об'єктами вітчизняними та зарубіжними вченими було запропоновано методи адаптивного управління [6-10].

Науково-прикладне завдання. Аналіз досліджень області адаптивних САУ показує, що традиційні методи адаптації досить складні бо застосовують додаткові алгоритми параметричної та структурної ідентифікації та, як правило, вимагають проведення активного експерименту не завжди можливого в умовах експлуатації, а процес адаптації часто займає неприйнятно тривалий час [5,7]. Все це, а також труднощі їхньої корекції для обслуговуючого персоналу знижує привабливість їх застосування на складних виробничих об'єктах, що ставить перед розробниками нові завдання з розробки та аналізу адаптивних САУ.

Аналіз публікацій. В останнє десятиліття значно зростає кількість публікацій у галузі інтелектуальних адаптивних САУ. Інтелектуальні САУ на відміну від традиційних здатні до спілкування з операторами зрозумілою їм мовою (нечіткі системи), самонавчання, прогнозу та роботи з динамічними об'єктами (нейромережеві та гібридні САУ). На думку ряду авторів [11-13], інтелектуальні САУ можуть бути широко використані і для адаптації традиційних ПІ- та ПІД-регуляторів. З урахуванням перспективності їх використання виникає актуальне завдання пошуку та аналізу найуспішніших методів розробки та навчання нейромережевих САУ складних виробничих динамічних об'єктів.

Мета роботи. Визначення основних етапів синтезу нейромережевої САУ динамічним об'єктом при впливі внутрішніх та зовнішніх збурень. Аналіз ефективності роботи представленої САУ паралельної дії у процесі імітаційного моделювання.

Основна частина. Паралельна архітектура нейронного управління була розглянута в роботі [14] і показана на рис. 1, де контролер реалізує ПІД – закон. Прикладом реалізації такої схеми нейронного управління є метод навчання на помилках зворотного зв'язку [9]. Нейроконтролер паралельного типу використовується для налаштування вхідного сигналу u_1 , який є вихідним сигналом звичайного контролера. Налаштування виконується таким чином, щоб вихідний сигнал об'єкта y якомога точніше відповідав заданому опорному сигналу r . Завдання нейроконтролера паралельного типу полягає в тому, щоб підкоригувати керуючий вплив u_2 за допомогою сигналу u_1 , якщо вінне забезпечує очікуваного результату, тобто провести адаптацію управляючого сигналу .



Рисунок 1. Паралельна схема нейроконтролера

Загальна конфігурація керування для нейроконтролера паралельного типу наведено на рис.2. На цій схемі блок NN 1 являє собою нейронну мережу для об'єкта, що виконує оцінку \hat{y} вихідної координати об'єкта. Керуючий сигнал u_2 , що є вихідним сигналом нейронної мережі NN2 і використовується для корекції керуючого сигналу u_1 , створюваного ПІД-контролером, тобто NN2 виконує функції адаптера типової САУ, а NN1 – ідентифікатора значень відхилень від опорного (заданого) сигналу.

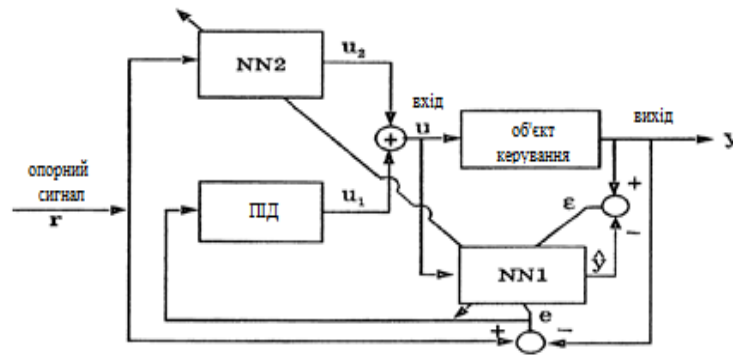


Рисунок 2. Нейроконтролер паралельного типу з ПДД–регулятором

Корекція виконується таким чином, щоб забезпечити мінімізацію неузгодженості між опорним сигналом та виходом об'єкта керування. Таким чином, блок NN1 використовується для емуляції якобіана системи, необхідного для отримання еквівалентної помилки на виході блоку NN2 [14].

Позначимо через e неузгодження (помилку) між опорним сигналом r і фактичним вихідним сигналом об'єкта керування y . Необхідно навчити мережу NN2 таким чином, щоб вона могла мінімізувати середньоквадратичну помилку. Позначимо її через E і визначимо у вигляді:

$$E = \frac{1}{2}(r - y)^2$$

Слід зазначити, що у разі нейроконтролера послідовного типу навчальне правило використовує якобіан об'єкту керування.

$$f'_p(u(t)) = \frac{dy(t+1)}{\partial u(t)}$$

Його можна обчислити приблизно, використовуючи чисельну різницю чи застосовуючи мережу NN2, яка наведена на рис.2.

На підставі наведених вище схем було розроблено нейромережеву систему управління паралельного типу та проведено імітаційні експерименти в пакеті MatLab (рис.3) щодо визначення її ефективності, в умовах впливу зовнішніх та внутрішніх збурень. Моделлю об'єкта є передатна функція, яка отримана на основі експерименту при керуванні процесом розрядження в топку парового барабанного водотрубного парового котлу марки ГМ 50, (50 тонн пари на годину) при роботі на номінальному режимі [15]:

$$W_{z-y}(s) = \frac{1.5}{65s + 1} e^{-5s}$$

Навчання нейромережевого контролера (НМК) та нейроемулятору (емулятора) проводилося на моделі ПДД–регулятора з ручним коригуванням його параметрів: коефіцієнтів пропорційності, сталої інтегрування та коефіцієнта диференціювання (K_p , T_i , K_d) на основі методики експертного налагодження з аналізу показників якості перехідного процесу [16,17].

Навчання НМК проходило при варіюванні значень передавальних функцій об'єкта каналами регулювання та збурення в наступних діапазонах: $K_{об} \in [0,1 \dots 1,5]$; $T \in [7 \dots 190]$; $\tau_{об} \in [0,5 \dots 25]$; $K_N \in [-0,017 \dots -0,087]$; $T_N \in [5 \dots 55]$; $\tau_N \in [1 \dots 35]$. Зміна значень коефіцієнта посилення K , сталої часу T і запізнення τ по каналам керування та збурення (N) відповідало динамічним

режимам роботи парового котла в діапазоні парового навантаження (25 – 110 %) від номінального.

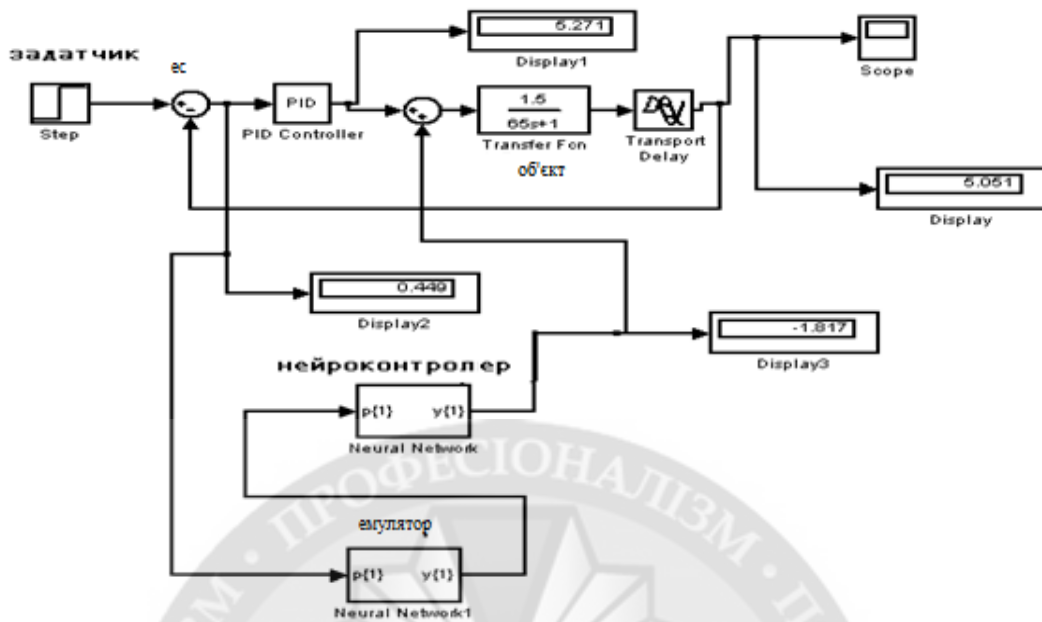


Рисунок 3. Схема неймережевого управління (НМК) з емулятором та ПІД-регулятором

Перехідний процес на виході об'єкта управління показано на рис. 4

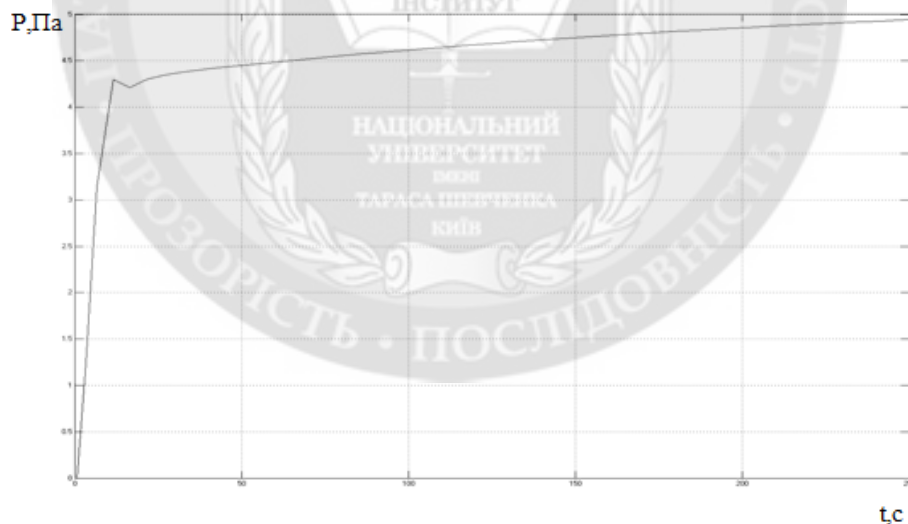


Рисунок 4. Перехідний процес паралельної системи управління по каналу завдання

Час регулювання $T_p = 200$ с, процес аперіодичний (див. рис. 4) і відповідає вимогам технологічних процесів парового котла [15]. Дослідження показали, що при зменшенні $T < 35$ с, та виникненні автоколиваний (імітація процесу збільшення теплового навантаження), НМК відключається і в контурі залишається тільки ПІД-регулятор (рис. 5), який успішно компенсує параметричні збурення (рис.6) на відміну від НМК послідовного типу працюючого без ПІД-регулятора.

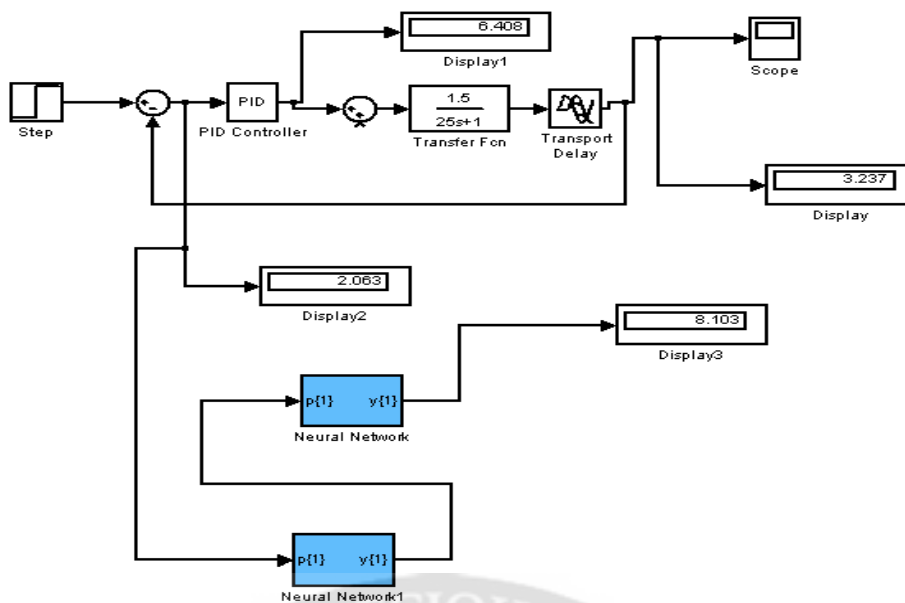


Рисунок 5. САУ з ПД – регулятором при дії внутрішнього збурення

Перехідний процес ПД – регулятора показано на рис. 6.

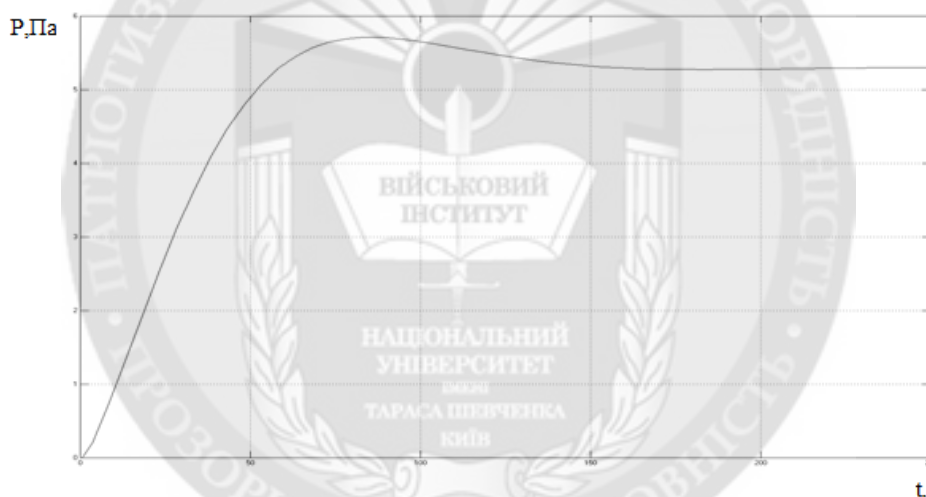


Рисунок 6. Перехідний процес ПД - регулятора з об'єктом по каналу завдання

Аперіодичний процес з часом регулювання $T_p = 150$ с. Таким чином, ПД – регулятор успішно компенсує недоліки НМК. Також НМК ефективний у випадках значних знижень параметрів об'єкта (швидка зміна теплового навантаження та зменшення інерційності).

На думку авторів в якості навчальної вибірки НМ також можуть бути використані значення параметрів показників якості процесу регулювання, наприклад, перерегулювання або інтегральний критерій. Додаткові критерії можуть дозволити оптимізувати перехідні процеси.

Також у процесі моделювання було встановлено, що НМК паралельного типу з ПД - регулятором зі збільшенням значень навчальної вибірки нейронних мереж може керувати об'єктами другого порядку чи об'єктами без самовирівнювання, і навіть успішно компенсувати вплив зовнішніх обурень.

Так, у процесі імітаційного моделювання НМК була додана у схему друга інерційна ланка (структурна невизначеність) та канал зовнішнього збурення (у вигляді інерційної ланки) рис. 7.

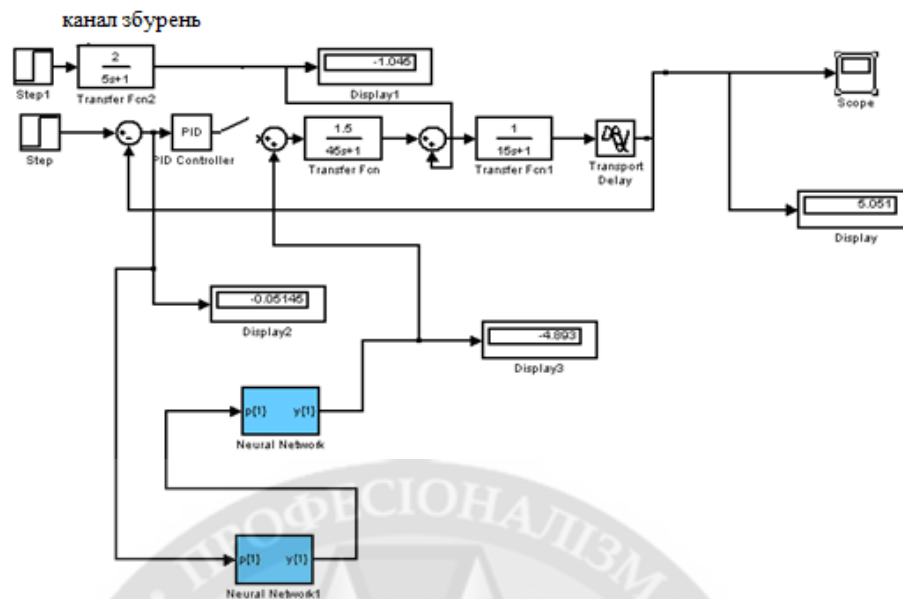


Рисунок 7. Комп'ютерна модель НМК з ПІД-регулятором та об'єктом другого порядку із запізненням та каналом зовнішнього збурення

Провівши комп'ютерний експеримент з варіювання значень параметрів об'єкта випадковим чином каналами завдання та збурення (сигнальні, параметричні та зовнішні збурення), які імітують різке скидання та набір парового навантаження котла, отримали наступну вибірку для навчання нейронних мереж (табл. 1)

Таблиця 1

Навчальна вибірка для НМК

Параметри об'єкту $T_1, T_2, T_N(c);$ $K_{об}$ (Па/ % ходу регулюючого органу), K_N (тон пари/ % ходу)	$T_1=45$ $T_2=15$ $K_{об}=1.5$	$T_1=65$ $T_2=25$ $K_{об}=1$	$T_1=95$ $T_2=45$ $K_{об}=2.5$	$T_1=25$ $T_2=5$ $K_{об}=0.5$	$T_1=5$ $T_2=2$ $K_{об}=3$	$T_1=5$ $T_2=2$ $K_{об}=3.5$	$T_N=15$ $K_N=3$	$T_N=5$ $K_N=2$
Помилка (e)	-0.0083	-0.0022	-0.28	-0.018	-0.0014	0.0039	0.0038	0.0017
Керування (u)	-4.93	-4.94	-3.77	-6.24	-4.93	-2.087	-2.11	-3.83

Початкові параметри ПІД – регулятора склали: $K_p = 3.2; T_i = 0.05; K_d = 39$. Надалі для отримання очікуваних перехідних процесів (з мінімально можливим часом регулювання, помилкою та закиданням) було проведено адаптацію з використанням методу синусоїдальних коливань [7] з ручним експертним коригуванням.

Приклад аперіодичного перехідного процесу НМК з $T_p = 40$ с при випадкових значеннях параметрів об'єкта по каналах керування і збурення представлений на рис. 8.

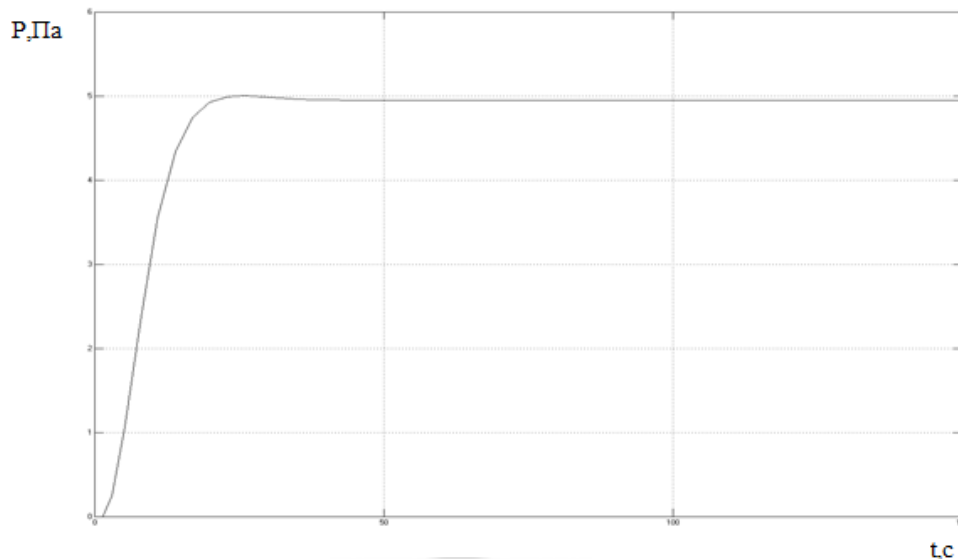


Рисунок 8. Перехідний процес за каналом завдання з об'єктом при дії каналу зовнішнього збурення

Висновки. Аналіз перехідних процесів, отриманих за комп'ютерними експериментами, дозволяє стверджувати, що навчена НМК компенсує збурення на всьому діапазоні зміни значень параметрів об'єкта (імітація зміни парового навантаження), а також при значеннях передавальних функцій по каналах керування та збурення, які виходять за діапазон вибірки (див. табл.1., до 15%), що вказує на успішні апроксимуючі властивості НМК. На думку авторів, НМК може успішно виконувати функції адаптивного контролера налаштованого на найбільш несприятливі збурення в локальній структурі САУ паралельної дії складним виробничим об'єктом схильним до частих впливів зовнішніх і внутрішніх збурень. Впровадження НМК у технологічні процеси теплоенергетики може дозволити знизити аварійні ситуації, пов'язані з частими змінами парового навантаження енергоблоків, викликаних військовими діями в нашій країні.

ЛІТЕРАТУРА:

1. Ziegler, J.C., Nichols, N.B. Optimum settings for automatic controllers / ASME. Transactions. 1942. Vol. 64(8). P. 101 – 108.
2. Денисенко, В.В. Різновиди ПДД-регуляторів / Автоматизація в промисловості. 2007. №6. С. 45 – 50.
3. Інженерні методи розрахунку автоматичних регуляторів / Копелович, А.П., М.: ГНТИ, 1960. 190 с.
4. Arya, Y. AGC of restructured multi-area multi-source hydrothermal power systems incorporating energy storage units via optimal fractional-order fuzzy PID controller / Neural Computing and Applications. 2019. № 31 (3). P. 851 – 872.
5. Astrom, Karl J., Hagglund, Tore. (2006) Advanced PID Control. ISA -The Instrumentation, Systems and Automation Society.
6. Astrom, K.J, Wittenmark, B.F., Adaptive Control / Ed. Addison-Wesley Publishing. 1989. Vol. 10. P. 355 – 359.
7. Mikhaïlenko, V.S. Analysis of methods for adaptation of industrial control systems of thermal processes / Науковий вісник Національного гірничого університету. 2014. № 4. С. 58 – 65. URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Nvngu_2014_4_11.
8. Abe, N. Smith predictor control and internal model control / A tutorial SICE 2003 Annual Conference. Vol. 2. 2003. P. 1383 – 1387.
9. Ho, H.F. Adaptive PID controller for nonlinear system with tracking performance / Physics and Control. 2013.

10. Mikhailenko, V.S., Kharchenko, R. Yu. Analysis of Traditional and Neuro Fuzzy Adaptive System of Controlling the Primary Steam Temperature in the Direct Flow Steam Generators in Thermal Power Stations / *Automatic Control and Computer Sciences*. 2014. Vol. 48, №. 6. P. 334 – 344.
11. Ho, S.J., Shu, L.S., Ho, S.Y. Optimizing fuzzy neural networks for tuning PID controllers using an orthogonal simulated annealing algorithm OSA / *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*. Vol. 14. Issue 3. 2016. P. 421 – 434.
12. Yang, P., Peng, D.G., Yang, Y.H., Wang, Z.P. Neural networks internal model control for water level of boiler drum in power station / *Proceedings of 2017 International Conference on Machine Learning and Cybernetics*. Vol. 5. 2017. P. 3300 – 3303.
13. Zhang, Y., Chen, Z.Q., Yang, P., Yuan, Z.Z. Neural network-based PID predictive control for nonlinear time-delays systems / *Proceedings of International Conference on Machine Learning and Cybernetics*. Vol. 2. 2017. P. 1014 – 1018.
14. Yongquan, Y.A., Ying, H., Bi, Z. PID neural network controller / *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*. Vol. 3. 2017. P. 1933 – 1938.
15. Налагодження систем автоматичного регулювання парових котлоагрегатів / А.С. Ключев, А. Г. Товарнов. М.: Енергія, 1970.– 270 с.
16. Ross, T.J. *Fuzzy Logic with Engineering Applications*, Hoboken, NJ: Wiley. 2016. 580 p.
17. Yang, T., Chua, L.O. Fuzzy cellular neural networks / A survey, *Journal of Signal Processing*. Vol. 4, no. 1. 2016. P. 7 – 20.

REFERENCES:

1. Ziegler, J.C. and Nichols, N.B. (1942), “Optimum settings for automatic controllers”, *ASME Transactions*, Vol. 64. № 8. pp. 101 – 108.
2. Denisenko, V.V. (2007), “Raznovidnosti PID regulatorov” [Varieties of PID controllers], *Avtomatizatsiya v promyshlennosti*, №6, pp. 45 – 50.
3. Kopelovich, A.P. (1960), “Inzhenernyye metody rascheta avtomaticheskikh regulatorov” [Engineering methods for calculating automatic regulators], GNTI, Moskva, 190 p.
4. Arya, Y. (2019), “AGC of restructured multi-area multi-source hydrothermal power systems incorporating energy storage units via optimal fractional-order fuzzy PID controller”, *Neural Computing and Applications*, № 31 (3). pp. 851 – 872.
5. Astrom, Karl J. and Hagglund, Tore. (2006), *Advanced PID Control*. ISA - The Instrumentation, Systems and Automation Society.
6. Astrom K.J and Wittenmark B.F. (1989), “Adaptive Control”, *Ed. Addison-Wesley Publishing*, Vol. 10, pp. 355 – 359.
7. Mikhailenko, V.S. (2014), “Analysis of methods for adaptation of industrial control systems of thermal processes”, *Naukovy visnyk Natsional'noho hirnychoho universytetu*, № 4. Pp. 58 – 65. URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Nvngu_2014_4_11.
8. Abe, N. And Yamanaka, K. (2003), “Smith predictor control and internal model control” A tutorial SICE 2003 Annual Conference, Vol. 2, pp. 1383 – 1387.
9. Ho, H.F., Wong, Y.K. and A. B. Rad (2013), “Adaptive PID controller for nonlinear system with tracking performance”, *Physics and Control*.
10. Mikhailenko, V.S. and Kharchenko, R. Yu. (2014) “Analysis of Traditional and Neuro Fuzzy Adaptive System of Controlling the Primary Steam Temperature in the Direct Flow Steam Generators in Thermal Power Stations”, *Automatic Control and Computer Sciences*, Vol. 48, №. 6, pp. 334 – 344.
11. Ho, S. J., Shu, L.S. and Ho, S.Y. (2016), “Optimizing fuzzy neural networks for tuning PID controllers using an orthogonal simulated annealing algorithm OSA”, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 14, Issue 3, pp. 421 – 434.
12. Yang, P., Peng, D. G., Yang, Y.H. and Wang, Z.P. (2017) “Neural networks internal model control for water level of boiler drum in power station”, *Proceedings of 2017 International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, Vol. 5, pp. 3300 – 3303.
13. Zhang, Y., Chen, Z.Q., Yang, P. and Yuan, Z.Z. (2017), “Neural network-based PID predictive control for nonlinear time-

delaysystems”, Proceedings of International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Vol. 2, pp. 1014 – 1018.

14. Yongquan, Y.A., Ying, H. and Bi, Z. (2017), “PID neural network controller”, Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, Vol. 3, pp. 1933 – 1938.

15. Klyuev, A.S. and Tovarnov, A.G. (1970), “Naladka system avtomaticheskogo regulirovaniya parovykh kotloagregatov” [Adjustment of automatic control systems for steam boilers], Energiya, Moscow, 270 p.

16. Ross, T.J. and Chua, L.O. (2016), “Fuzzy Logic with Engineering Applications, Hoboken”, NJ: Wiley, 580 p.

17. Yang, T. (2016), “Fuzzy cellular neural networks”, A survey, *Journal of Signal Processing*, Vol. 4, no. 1, pp. 7 – 20.

D.Sci. Tech. prof. Mykhaylenko V., PhD Korenkova H., Zui O.

ANALYSIS OF THE SYSTEM OF PARALLEL NEURO CONTROL OF DYNAMIC OBJECTS

The article analyzes the effectiveness of the neural network control system, which together with the PID controller implements the principle of parallel control of a dynamic object. As a rule, most industrial facilities are characterized by non-linear dependencies, the presence of uncontrolled noise and disturbances, frequent changes in equipment operating modes, and the presence of significant non-linearities. The model of the blowing subsystem of a water-tube steam boiler was used as an object of research. The training of the neural network controller (NMC) and neuroemulator (emulator) was carried out on the ACS model with a PID controller using the method of expert adjustment of tuning coefficients: proportionality, constant integration and differentiation based on the analysis of the quality indicators of the transition process. The change in the values of the object model parameters along the control and disturbance channels corresponded to the dynamic modes of operation of the steam boiler in the range of steam load (25-110%) from the nominal one. The analysis of transient processes obtained on the basis of computer modeling allows us to assert that the trained neural network control system compensates for disturbances over the entire range of changes in the values of the object parameters along the control and disturbance channels (simulation of changes in the steam load), as well as when the parameter values of the models go beyond the range study sample.

Thus, the neural network controller can successfully perform the functions of an adaptive circuit tuned to the most unfavorable disturbances in the ACS of parallel action by a complex production facility. And the implementation of a neural network system of parallel action together with typical regulators in the technological processes of heat energy can reduce emergency situations associated with frequent changes in the steam load of power units caused by military actions in our country.

Keywords: dynamic object, automatic control system (ACS), neural network controller, Proportional-integral-differential (PID) controller, adaptation; transitional process, steam load.