

DOI: <https://doi.org/10.32839/2304-5809/2020-4-80-49>

УДК 004.8

Степанець О.В., Гритчук Д.Т.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

NEURAL NETWORK PREDICTIVE CONTROLLER В АВТОМАТИЗАЦІЇ ТЕПЛООВОГО ПУНКТУ

Анотація. Досліджено систему керування тиском води в системі опалення теплового пункту. Виконано синтез нейроконтролера з передбаченням для стабілізації тиску води в системі опалення парового теплового пункту. Розроблена процедура налаштування нейроконтролера для заданого об'єкта керування. Проаналізовані відмінності у роботі систем із традиційним ПІД регулятором та нейроконтролера. Отримані результати керування тиском води на основі нейроконтролера показали кращі інтегральні показники якості у порівнянні із системою керування з ПІД-регулятором. Застосування нейроконтролера покращить стабілізацію тиску води в системі опалення за наявності зовнішніх збурень. Додаткових досліджень потребує застосування нейромереж у керуванні багатозв'язними об'єктами із перехресними зв'язками окремих технологічних змінних, характерних для теплоенергетичних об'єктів.

Ключові слова: тепловий пункт, система керування, нейроконтролер, Neural Network Predictive Controller.

Stepanets Oleksandr, Hrytchuk Denys

National Technical University of Ukraine
"Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"

NEURAL NETWORK PREDICTIVE CONTROLLER IN AUTOMATION OF HEATING UNIT

Summary. The water pressure control system in the heating system of the steam heating unit is investigated. The possibility of using neural networks in control systems for the heating system is considered. In article was performed the synthesis of a neuro controller with the prediction for pressure stabilization in the steam heating unit. The architecture of the neuro controller was based on Neural Network Predictive Controller. An algorithm for configuring a neuro controller for a plant is described. The Pade approximation was used to successfully identify the model of the water pressure control circuit in the heating system to avoid the transport delay. The main parameters of Neural Network Predictive Controller tuning are the number of neurons in the hidden layer, the control horizon and the prediction horizon. Training of the Neural Network Predictive Controller was performed according to the algorithm Levenberg-Markard. The Neural Network Predictive Controller is trained offline. The optimization algorithm for each iteration is performed online and calculates control signals that optimize the future performance of the controller, which regulates the water pressure in the heating system. Differences in the work of systems with traditional PI controller and neuro controller are analyzed. The results of pressure control based on the neuro controller showed better integrated quality indicators than the control system with PID controller. The use of a neuro controller will improve the stabilization of water pressure in the heating system in the presence of external disturbances. The main purpose of this work is to synthesize a neuro controller that can replace outdated automation systems and thus increase the efficiency of heating units. However, the considered single-circuit automatic control system does not allow to fully reveal the full potential of the Neural Network Predictive Controller. Additional research is needed on the use of neural networks in the management of multiconnected objects with cross-links of individual technological variables characteristic of thermal power plants.

Keywords: heating unit, control system, neuro controller, Neural Network Predictive Controller.

Постановка проблеми. Застосування нових підходів до керування технологічними процесами, у тому числі із використанням методів машинного навчання, є актуальним у розрізі взаємопроникнення ІТ (Information Technologies) та ОТ (Operational Technologies) та постійне нарощування складності промислових об'єктів керування. Не зважаючи на велику кількість підходів до проблеми синтезу систем керування, універсального та ідеального регулятора поки не існує, при цьому, як відзначається у [1], одним із більш перспективних напрямків є побудова нейромережових систем керувань, які дозволяють у значній мірі зняти математичні проблеми аналітичного синтезу і аналізу проектової системи.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Прогностичне керування на основі нейронних мереж (Neural Network Predictive Control, NNPC)

використовують для різних об'єктів, наприклад: підтримка необхідної концентрації рідини у резервуарі [4], наведення і стабілізація озброєння легкоброньованих машин [5], керування машиноподібним мобільним роботом [6]. Подібні регулятори можуть якісно реагувати на збурення в системі, будувати оптимальні траєкторії зміни завдання та стабілізації технологічних параметрів, у тому числі за наявності різного роду обмежень, що вносять нелінійності в моделі об'єкта керування. Такі їх властивості зручно використати в задачах керування теплопостачанням, особливо у випадку застосування водяної пари як теплоносія первинного контуру та нестабільністю споживання теплової енергії зі сторони користувачів. Теплові пункти слугують головною ланкою для водопостачання та опалення будинків та приміщень, а також промислових об'єктів. Параметри температури і тиску води залежать від характеру

навантаження, яке залежить від типу користувачів та динаміки теплоспоживання. Тому виникає необхідність в автоматичному керуванні, яке підтримуватиме необхідні параметри в допустимих межах і зменшуватиме енергозатрати.

Мета статті. Метою роботи є розробка ефективною за інтегральними показниками якості системи автоматичного керування паровим тепловим пунктом в умовах наявності збурень в системі.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі наукові та технічні завдання:

– розробити структуру системи автоматичного регулювання тиску води у контурі опалення із використанням нейроконтролера;

– розробити модель об'єкта керування, придатну до застосування в Neural Network Predictive Controller;

– розробити процедуру налаштування системи регулювання тиску води в контурі опалення, яка забезпечує мінімальні інтегральні показники якості.

Виклад основного матеріалу. Neural Network Predictive Controller використовує модель нейронної мережі для прогнозування майбутніх реакцій об'єкта керування на потенційні збурення в системі. Алгоритм оптимізації обчислює керуючі сигнали, що оптимізують майбутні показники роботи установки. Нейронної мережі NNPC навчається в режимі офлайн. У режимі онлайн виконується алгоритм оптимізації для кожної ітерації при обчисленні оптимального вводу керування.

Синтез Neural Network Predictive Controller виконано в такому порядку:

1. Підготовка моделі об'єкта керування.
2. Ідентифікація моделі об'єкта керування.
3. Тренування нейронної мережі.

У якості демонстрації роботи регулятора використано контур регулювання тиску в системі опалення. Динаміка об'єкта керування тиском в системі опалення описується [10] передавальною функцією:

$$W(s) = \frac{1.82}{(3.3 \cdot s + 1) \cdot (2.7 \cdot s + 1)} \cdot e^{-6 \cdot s}. \quad (1)$$

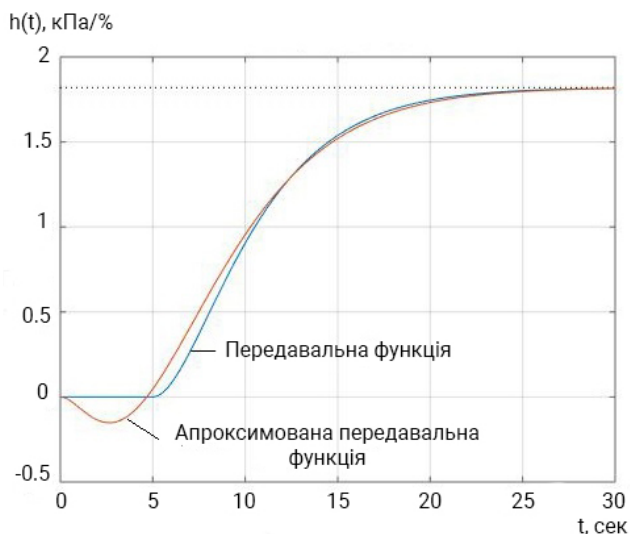


Рис. 1. Перехідні характеристики об'єкта керування

Особливістю реалізації NNPC в середовищі Matlab, яке використовувалось для моделювання, є неможливість роботи з моделями із явно вираженим транспортним запізненням. Тому передавальна функція (1) апроксимована рядом Паде. На рис. 1 зображені графіки перехідних характеристик. Апроксимована передаточна функція набула наступного виду:

$$W(s) = \frac{-1.82 \cdot s + 0.728}{8.91 \cdot s^3 + 9.564 \cdot s^2 + 3.4 \cdot s + 0.4}. \quad (2)$$

Відносна похибка між динамікою вихідної моделі та її апроксимованим аналогом становить 3.4%, що вважається допустимим для розглянутого випадку.

Ідентифікація об'єкта керування – це процес розробки математичної моделі динамічної системи на основі вхідних та вихідних даних фактичного процесу. Важливим етапом проектування системи керування є розробка математичної моделі керуваної системи. Існуючі дослідження [7] з ідентифікації системи демонструють, що нейронні мережі успішно моделюють багато лінійних систем.

Структурна схема нейроконтролера NN Predictive Control зображена на рис. 2. Для дослідження використано програмний комплекс моделювання Matlab з пакетом Neural Network Toolbox. Завдання на керування параметром моделі подається на вхід Reference. Сигнал від зворотного зв'язку замкнутої системи подається на вхід Plant output. За допомогою розрахунку в S-function predopt відбувається обчислення потрібного впливу на об'єкт керування. Після функції predopt сигнал подається на вихід Control Signal, тобто являє собою керуючу дію регулятора. В блоці NN model знаходиться модель нейромережі.

Модель будь-якої лінійної системи можна зобразити у наступному вигляді:

$$y(t+1) = f \left(\begin{matrix} y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n_y) \\ u(t-d-1), \dots, u(t-d-n_u) \end{matrix} \right) \quad (3)$$

де $f()$ – невідома лінійна система, d – часова затримка системи, n_y і n_u – порядки системи. Для невідомої моделі об'єкта можна застосувати багато форм моделі NN. Конструкція нейронної мережі для ідентифікації об'єкта виражається як

$$\begin{aligned} \bar{y}(t+1) &= \left(\begin{matrix} \bar{y}(t-1), \bar{y}(t-2), \dots, \bar{y}(t-n_y) \\ u(t-d-1), \dots, u(t-d-n_u) \end{matrix} \right) = \\ &= F \left(\sum_{j=0}^q v_j g \left(\sum_{l=1}^m w_{jl} u_l + b_{1j} \right) + b_2 \right) \end{aligned} \quad (4)$$

де $\bar{y}(t)$ – вихід системи нейронної мережі, u_l представляє l -ий вхід нейронної мережі; v_j , w , b_1 і b_2 – ваги та зміщення NN (регульовані параметри NN); $F()$ і $g()$ – нелінійні функції; q і m – кількість вузлів у прихованому та вхідному шарі відповідно.

Регульовані параметри NNPC визначаються з набору прикладів через процес тренування. Приклади або навчальні дані – це набір входів, $u(t)$ та відповідних бажаних результатів $y(t)$.

Нейронна мережа виробляє прогнози $\bar{y}(t)$, які в деякому сенсі "близькі" до справжніх виходів $y(t)$. Для даного об'єкта керування тренування нейронної мережі велось із застосуванням алгоритму Левенберга-Маркарда.

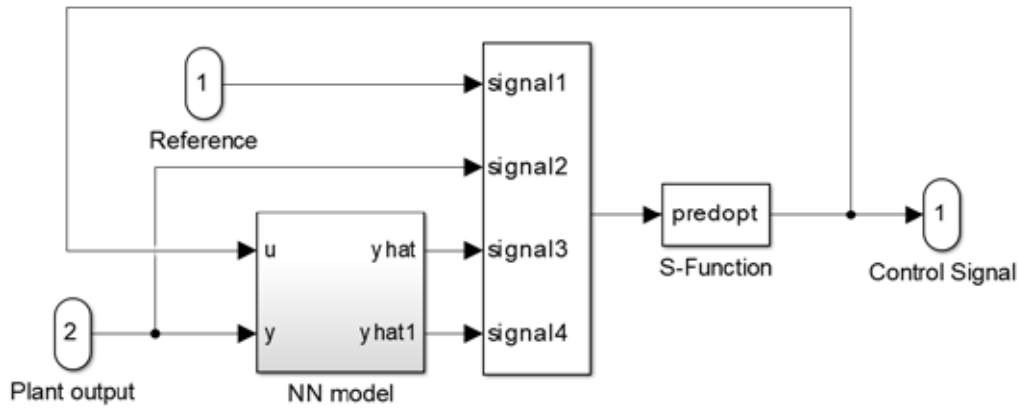


Рис. 2. Структурна схема нейроконтролера

Результат тренування мережі залежить від початкового значення ваг нейронної мережі w_{ij} і кількості циклів навчання N_u . Для досягнення глобального мінімуму процес навчання необхідно повторювати багаторазово при різних початкових значеннях w_{ij} і величиною N_u . У розглянутій задачі для кожного варіанту мережі вибиралося кілька десятків початкових точок розрахунку.

Мета стратегії прогнозування керування з використанням нейронних предикторів є двоякою: оцінити майбутній вихід об'єкта та мінімізувати функцію витрат на основі похибки між прогнозованим виходом процесів та еталонною траєкторією. Функція витрат, яка може відрізнитися від конкретного випадку, зводиться до мінімуму, щоб отримати оптимальний керуючий вхід, який застосовується до нелінійної установки. У більшості алгоритмів прогнозування керування використовується квадратична формула для функції витрат:

$$J_p = \sum_{i=N_1}^{N_2} \left[y(k+i) - r(k+i) \right]^2 + \rho \sum_{i=1}^{N_u} (\bar{v}(k+i-1) - \bar{v}(k+i-2))^2 \quad (6)$$

яка відповідає наступним вимогам:

$$\Delta u(k+i-1) = 0, 1 \leq N_u < i \leq N_2 \quad (7)$$

де N_u – контрольний горизонт; N_1 – мінімальний горизонт прогнозування; N_2 – горизонт прогнозування; i – порядок предиктора; r – опорна траєкторія; ρ – коефіцієнт ваги; Δ – оператор диференціації.

Для нейроконтролера оптимальними параметрами є: кількість нейронів в прихованому шарі

S від 10 до 17, контрольний горизонт N_u від 1 до 5, горизонт прогнозування N_2 від 9 до 15. Завдяки ним система керування може забезпечити мінімальні інтегральні показники якості регулювання. У якості функції активації нейронів для першого прихованого шару використана функція гіперболічного тангенса tansig , а для другого шару – лінійна функція purelin .

Схема системи керування тиском в системі опалення зображена на рис. 3. У блоці Setpoint задається завдання і передається на вхід Reference NNPC. Сигнал Plant Output приходить в блок NNPC із виходу об'єкта керування. В NNPC при кожній ітерації обчислення відбувається розрахунок оптимального сигналу керування Control Signal, який поступає на вхід об'єкта керування.

На рис. 4 показані дві системи керування тиском в системах опалення: основі нейроконтролера NNPC та з ПІД регулятором. Реакція на збурення (рис. 5) систем показує швидше подолання збурення запропонованою системою одночасно із допустимим динамічним відхиленням. ПІД регулятор налаштований за методикою [11] Minimum IATE – Poulin and Pomerleau (1996).

Результати систем порівняно за інтегральними показниками (таблиця 1).

Для задачі стабілізації випадкових збурень в системі керування вагомим показником якості керування є інтегральний IATE (інтеграл добутку часу на модуль похибки) по каналу збурення-вихід. Із таблиці 1 можна сказати, що кращим показником якості регулювання володіє система з нейроконтролером NNPC.

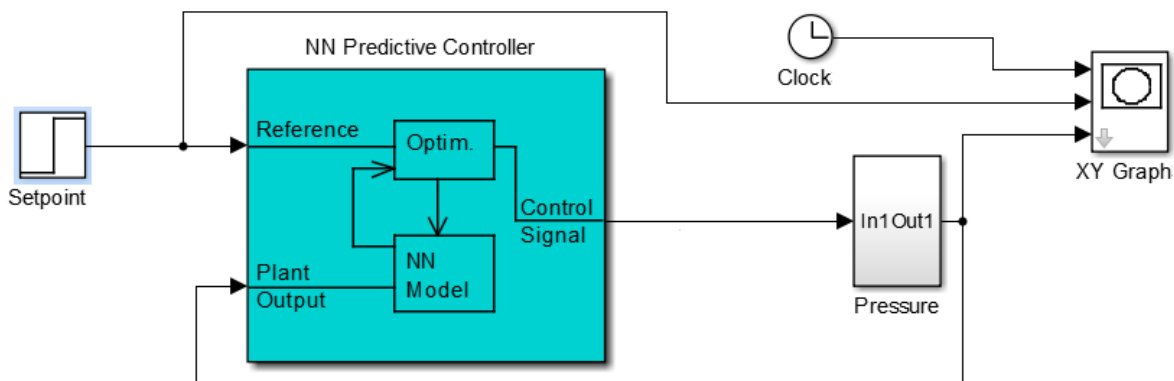


Рис. 3. Система автоматичного керування тиском в системі опалення на основі NN Predictive Controller

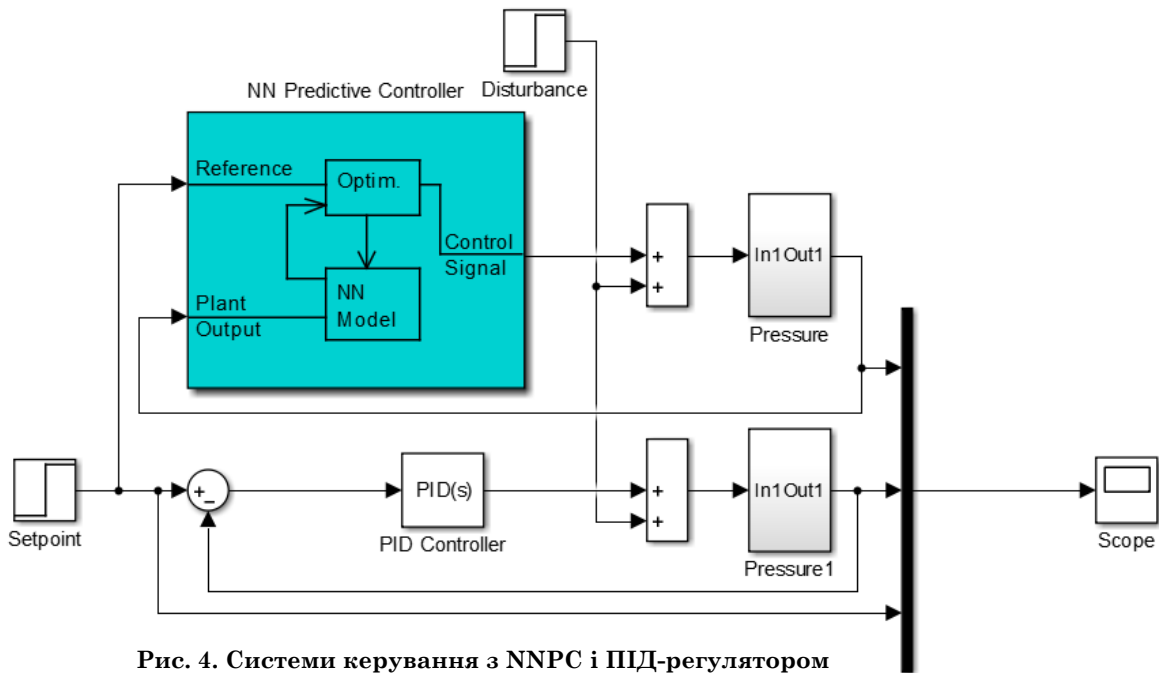


Рис. 4. Системи керування з NNPC і ПІД-регулятором

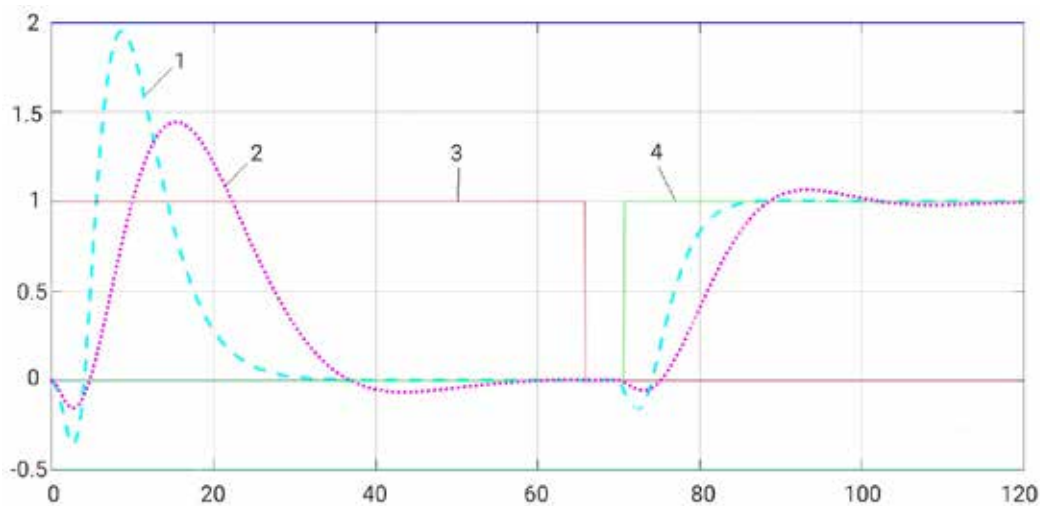


Рис. 5. Перехідні характеристики систем керування: 1 – NNPC, 2 – ПІД-регулятор, 3 – сигнал в каналі збурення-вихід, 4 – сигнал в каналі завдання-вихід

Таблиця 1
Інтегральні показники якості регулювання

| Показники | Канал завдання – вихід | | Канал збурення – вихід | |
|-----------|------------------------|-------|------------------------|--------|
| | NNPC | ПІД | NNPC | ПІД |
| IE | 3.348 | 9.8 | -19.48 | -22.92 |
| IAE | 7.629 | 12.12 | 20.49 | 25.54 |
| ISE | 5.764 | 9.26 | 27.41 | 26.12 |
| ISTE | 16.12 | 44.6 | 412.8 | 438.3 |
| IATE | 44.43 | 100.5 | 278.9 | 469.8 |

Висновки і пропозиції. У статті запропоновано використання нейроконтролера з передбаченням для контуру керування тиском в системі опалення. При рішенні задачі було розглянутий принцип побудови нейроконтролера, наведений порядок синтезу нейроконтролера для заданого об'єкта керування. У якості алгоритму тренування використовувався алгоритм Левенберга-Маркарда.

Для дослідження ефективності інтелектуального контролю на основі нейронної мережі вихід з об'єкта порівнюється з реакцією керованої системи ПІД-регулятором. Результати моделювання показали, що при застосуванні запропонованого нейроконтролера інтегральні показники якості регулювання є кращими.

Таким чином, дослідження показало можливість стабілізації випадкових збурень, які появляються в системах керуванні тиском в системах опалення за допомогою нейроконтролера NNPC. Завдяки такому рішенню в системах керування тепловими пунктами, можливо, зменшиться енергозатратність. Разом з тим, розглянута одноконтурна система автоматичного регулювання не дозволяє у повній мірі розкрити весь потенціал нейроконтролера. Додаткових досліджень потребує застосування нейромереж у керуванні багатозв'язними об'єктами із перехресними зв'язками окремих технологічних змінних, характерних для теплоенергетичних об'єктів.

Список літератури:

1. Кузнецов Б.И., Василец Т.Е., Варфоломеев А.А. Синтез нейросетевого регулятора NARMA-L2 controller для системы наведения и стабилизации. *Электротехника и электромеханика*. 2011. № 4. С. 41–46.
2. Чернодуб А.Н., Дзюба Д.А. Обзор методов нейроруправления. *Проблемы программирования*. 2011. № 2. С. 79–94.
3. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети. MATLAB 6. Москва : Диалог-МИФИ, 2002. 496 с.
4. Soloway D., Haley P. J. Neural Generalized Predictive Control. *Proceedings of the IEEE International Symposium on Intelligent Control*. 1996, pp. 277–281.
5. Кузнецов Б.И., Василец Т.Е., Варфоломеев А.А. Синтез нейроконтроллера с предсказанием для двухмассовой электромеханической системы. *Электротехника и электромеханика*. 2008. Т. 3. С. 27–32.
6. D. Gu, H. Hu. Neural Predictive Control for a Car-like Mobile Robot. *International Journal of Robotics and Autonomous Systems*. 2002. Vol. 39, no. 2, pp. 73–86.
7. Li, X., Z. Chen, & Z. Yuan. Simple Recurrent Neural Network-Based Adaptive Predictive Control for Nonlinear Systems. *Asian Journal of Control*, 2002. 4(2), pp. 231–239.
8. Mahyuddin M.N., Arshad M.R., & Mohamed Z. Simulation of Direct Model Reference Adaptive Control on a Coupled-Tank System Using Nonlinear Plant Model in International Conference on Control, Instrumentation and Mechatronics Engineering. 2007.
9. Ammar A. Aldair. Hardware Implementation of the Neural Network Predictive Controller for Coupled Tank System. *American Journal of Electrical and Electronic Engineering*. 2014, vol. 2, no. 1, pp. 40–47. doi: 10.12691/ajeee-2-2-2
10. Степанец О.В., Ущачовський А.П. Синтез системи автоматичного керування промисловим пароводяним тепловим пунктом. *Всхідно-Європейський журнал передових технологій*. 2015. № 3/2(75). С. 54–60. doi: 10.15587/1729-4061.2015.42141
11. O'Dwyer A. Handbook of PI and PID controller tuning rules. 2006, p. 564.

References:

1. Kuznetsov, B.Y., Vasylets, T.E., & Varfolomeev, A.A. (2011). Syntez neyrosetevoho rehulyatora NARMA-L2 tsonntroller dlya systemy navedenyya y stabylyzatsyy [Synthesis of NARMA-L2 controller neural network controller for guidance and stabilization system]. *Elektrotekhnika i elektromekhanika*, vol. 4, pp. 41–46.
2. Chernodub, A.N., & Dzyuba, D.A. (2011). Obzor metodov neyroupravlenyya. Problemy proqrammyrovanyya [Overview of neuro control methods. Programming problems]. *Expert and intelligent information systems*, vol. 2, pp. 79–94.
3. Medvedev, V.S., & Potemkyn, V.H. (2002). Neyronnye sety. MATLAB 6. [Neural networks. MATLAB 6]. Moscow: Dyaloh-MYFY, p. 496.
4. D. Soloway, & P.J. Haley (1996). Neural Generalized Predictive Control. *Proceedings of the IEEE International Symposium on Intelligent Control*, pp. 277–281.
5. Kuznetsov, B.Y., Vasylets, T.E. & Varfolomeev, A.A. (2008). Syntez neyrokontrollera s predskazanyem dlya dvukhmassovoy elektromekhanicheskoy system [Synthesis of a neurocontroller with predictions for a two-mass electromechanical system]. *Elektrotekhnika i elektromekhanika*, vol. 3, pp. 27–32.
6. D. Gu & H. Hu (2002). Neural Predictive Control for a Car-like Mobile Robot. *International Journal of Robotics and Autonomous Systems*, vol. 39, no. 2, pp. 73–86.
7. Li, X., Z. Chen & Z. Yuan (2002). Simple Recurrent Neural Network-Based Adaptive Predictive Control for Nonlinear Systems. *Asian Journal of Control*, vol. 4(2), pp. 231–239.
8. Mahyuddin, M.N., Arshad, M.R., & Mohamed, Z. (2007). Simulation of Direct Model Reference Adaptive Control on a Coupled-Tank System Using Nonlinear Plant Model in International Conference on Control, Instrumentation and Mechatronics Engineering.
9. Ammar A. Aldair (2014). Hardware Implementation of the Neural Network Predictive Controller for Coupled Tank System. *American Journal of Electrical and Electronic Engineering*, vol. 2, no. 1, pp. 40–47. doi: 10.12691/ajeee-2-2-2
10. Stepanets', O.V., & Ushchapovs'kyy, A.P. (2015). Syntez systemy avtomatychnoho keruvannya promyslovym parovodyanyym teplovym punktom [Synthesis of an automatic cheruvanny system with an industrial steam-water heating point]. *Vostochno-Evropeyskyy zhurnal peredovykh tekhnolohyy*, vol. 3/2(75), pp. 54–60. doi: 10.15587/1729-4061.2015.42141
11. O'Dwyer, A. (2006). Handbook of PI and PID controller tuning rules. P. 564.