

В.С. Михайленко, Г.В. Коренкова, В.В. Лещенко, Л.Я.Мартинovich

МЕТОДИКА СИНТЕЗА НЕЙРО - НЕЧІТКИХ СИСТЕМ АДАПТИВНОГО УПРАВЛІННЯ З ФУНКЦІЄЮ ПАРАМЕТРИЧНОЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ

Анотація. У статті розглянуто методика розробки нейрон - нечітких систем автоматичного управління (САУ) для судових паротурбінних установок (СПТУ) з функцією ідентифікації параметрів в процесі їх експлуатації. Методика включає етапи моделювання динаміки СПТУ, розробку алгоритмів ідентифікації параметрів на основі нейронних мереж, а також їх інтеграцію з нечіткою логікою для прийняття рішень. Проведено аналіз можливостей запропонованого підходу щодо підвищення якості перехідних процесів та стабільності роботи судових енергетичних установок. Отримані результати демонструють, що така система здатна в режимі реального часу коригувати параметри моделі, що забезпечують точність управління і зменшує ризик виникнення аварійних ситуацій. Методика може бути впроваджена у реальних судових енергетичних системах, що потребують адаптивного управління складними процесами.

Ключові слова: нейро- нечітка система, параметрична ідентифікація, судова паротурбінна установка, нейронні мережі, методика, адаптивне управління, судові енергетичні установки.

Постановка проблеми. Багато складних судових об'єктів, зокрема парогенеруючі системи, характеризуються нелінійними властивостями, динамічними елементами, неконтрольованими шумами, перехресними зв'язками, що ускладнює створення оптимальних систем автоматичного управління (САУ). Паротурбінні установки (СПТУ), що є ключовими енергетичними агрегатами вантажних суден, мають складну динаміку, нелінійності та зазнають впливу збурень і змін параметрів у процесі експлуатації. Для забезпечення стабільної роботи судових енергетичних установок (СЕУ) необхідні сучасні системи автоматичного управління, здатні до адаптації у реальному часі [1-3].

Розробка математичних моделей об'єктів управління базується на двох підходах: експериментальному (моделі типу "чорна скринька", що будуються на основі експериментальних даних) та аналітичному (диференціальні рівняння, які описують фізичні процеси). Обидва підходи мають свої переваги, але страждають від обмежень, зокрема труднощів моделювання під час зміни режимів роботи або умов експлуатації.

Одним з підходів до розв'язання цієї проблеми є використання нейро - нечітких систем, які поєднують переваги нейронних мереж і нечіткої логіки [4-8]. Нейро - нечіткі системи здатні до ефективного управління складними об'єктами з невизначено-

стями та нелінійностями, а також можуть бути адаптовані до змін параметрів у процесі експлуатації. Це особливо важливо для суднових папротурбинних установок (СПТУ), де зміни параметрів роботи можуть значно впливати на ефективність та безпеку експлуатації.

Мета і завдання досліджень. Метою роботи є розробка методики побудови нейро - нечітких систем параметричної ідентифікації для адаптивного управління параметрами СПТУ та її перевірка за допомогою імітаційного моделювання.

Матеріали, методи та методи досліджень. Як об'єкт дослідження розглянемо структуру САУ тиском пари суднового парового котла (рис.1). Суднові парові агрегати працюють на різних режимах парового навантаження споживають багато пару, що впливає на процес стабілізації тиску. На схемі регулятор тиску (РС) отримує інформацію від датчика тиску (РЕ) і у випадку відхилення заданого значення від встановленого, виробляє команду на клапан, який регулює витрата палива на пальник парового котла.

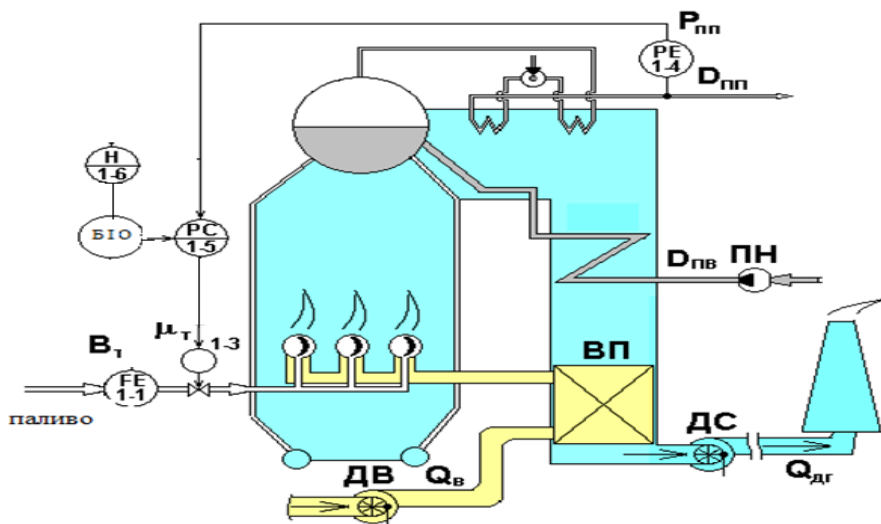


Рисунок 1 - САУ тиском пари: FE – датчик витрати; РС – контролер тиску пари; БІО – блок ідентифікації параметрів об'єкту; РЕ – датчик тиску; Н – пульта управління; ДВ – дугтевий вентилятор; ДС – димосос; ПН – живильний насос; ВП – повітряний підігрівач; $P_{пп}$ – тиск пари; B_m – витрата палива; $D_{пп}$ – витрата пари; $D_{пв}$ – витрата живильної води; Q_v – витрата повітря; $Q_{дг}$ – витрата димових газів; μ_T – управляючий вплив

На підставі аналізу ключових процесів, можна виділити два основних технологічних процеси: в судновому паровому котлі і паровій турбіні. Для процесу в котлі головними є канали передачі впливів, що зв'язують витрату палива, живильної води і повітря на вході з тиском і температурою перегріву пара на виході і в проміжній точці пароводяного тракту. Для процесу в турбіні головним служить вплив по каналу регулюючі клапани $h_{кл}$ – потужність N , для судновою паротурбіною установки (СПТУ) в цілому - по каналу теплове навантаження (паливо, вода і повітря) - потужність.

Динамічний режим судового парового котла (СПК) характеризується залежностями зміни тиску пара в часі від зміни $Q_{опс}$, $Q_{опв}$, $Q_{опл}$. Тиск пари залишається постійним

за умови дотримання теплового і матеріального балансів. Небаланс в підводі і відводі теплоти при перехідному режимі за час dt компенсується за рахунок зміни кількості теплоти $Q_{ак}$, акумульованої в пароводяній суміші, воді, парі, а також в металевих частинах СПУ. Таким чином, рівняння динаміки має наступний вигляд:

$$(Q_{nc} + Q_{ne} - Q_n)dt = dQ_{ак}. \quad (1)$$

З урахуванням важливості підтримки постійного тиску пара при різних теплових режимах СПК проводиться аналіз рівняння динаміки. Закон зміни тиску в парогенеруючій поверхні СПК при нестационарному (динамічному режимі) визначається за допомогою рішення рівняння виражають матеріальний і енергетично баланс, і рівняння стану. Рівняння матеріального балансу має вигляд [9,10]:

$$D_{ne} - D_n = \frac{d}{dt}(V_e \rho_e - V_n \rho_n), \quad (2)$$

де $\rho_{пв}$ – щільність води, $\rho_{п}$ – щільність пара ($\text{кг} / \text{м}^3$), V_v – водяний об'єм, $V_{п}$ – паровий обсяг (м^3).

Рівняння енергії встановлює, що різниця між припливом і стоком тепла йде на зміну теплової енергії, укладеної в обсягах пари, води і металу [11]:

$$D_{ne} i_{ne} - D_n i_n + Q = \frac{d}{dt}(V_e \rho_e i_{ne} + V_n \rho_n i_n + G_m C_m t_e), \quad (3)$$

де $i_{пв}$ – ентальпія живильної води; $i_{п}$ – ентальпія пара (кДж/кг); Q – кількість теплоти сприйманого поверхнею нагріву СПУ (кДж); G_m – маса металу поверхні, на якій випаровується пар (кг); C_m – питома теплоємність металу (кДж/кг К); t_v – температура киплячої води ($^{\circ}\text{C}$).

Щільність сухої насиченої пари і киплячої живильної води залежить від тиску пари, тому рівняння стану представлено як ряд співвідношень виду:

$$\begin{aligned} \rho_{ne} &= \rho_{ne}(P); \\ \rho_n &= \rho_n(P); \\ i_{ne} &= i_{ne}(P); \\ i_n &= i_n(P); \\ t_e &= t_e(P). \end{aligned} \quad (4)$$

Представлені вище рівняння є нелінійними. Після їх лінеаризації і припущень про рівність температури металу і киплячої води, отримано наступне рівняння динаміки СПК по тиску пари [11]:

$$T \frac{d\sigma}{dt} + K_c \sigma = \mu_m - \varphi, \quad (5)$$

де T – час розгону СПУ; K_c – коефіцієнт самовирівнювання СПК по тиску пари; $\sigma = \Delta P/P_n$; $\mu_m = \Delta Q_m/Q_{m,м}$; $\varphi = \Delta Q_{п}/Q_{п,м}$ – відносні зміни відповідно тиску пара, теплоти палива, що спалюється, теплоти відведеної з СПК з парою (тут $Q_{m,м}$, $Q_{п,м}$ – прийняті базові значення змінних при максимальному навантаженні СПК).

Відомо, що об'єкт по всіх розглянутих каналах має властивість самовирівнювання і інерцію, яка характеризується часом запізнювання і постійною часу T . В якості конкретних прикладів моделей динаміки наведено передавальні функції окремих процесів парових агрегатів СЕУ потужністю 40 МВт при постійних витратах палива та води, отримані в результаті тривалого розрахунку коефіцієнтів диференціальних рівнянь. Після перетворення Лапласа отримано значення передавальні функції ланки запізнювання та інерційного ланки першого порядку [10]:

Для котла (канал паливо B_T – температура пару за стельовим екраном у проміжній точці тракту)

$$W(s) = \frac{k_1 e^{-20s}}{120s + 1} \quad (6)$$

Для турбини (канал тиск – потужність)

$$W(s) = \frac{k_1 \cdot 150s e^{-2.5s}}{150s + 1} \quad (7)$$

де $K_1 = 25$ МВт см/кгс;

для енергоблоку в цілому (канал теплове навантаження - одночасно і узгоджене зміна витрат палива, води і повітря - потужність)

$$W(s) = \frac{k_2 \cdot e^{-17s}}{110s + 1} \quad (8)$$

де $K_2 = 45$ МВт год/т.

Передавальні функції для опису динаміки головного парогенератора СЕУ визначаються при фіксованому навантаженні (наприклад, 4 МВт). Для точного моделювання у широкому діапазоні навантажень потрібні функції для кожного усталеного режиму. Зазвичай ідентифікація здійснюється через ступеневі або синусоїдальні активні впливи, що погіршує якість управління. На діючих об'єктах СЕУ експериментальну інформацію, необхідну для параметричної ідентифікації, заносять в таблиці, що враховують мінливість параметрів моделей динаміки навантажень. На підставі цих значень виконується таблична адаптація типових регуляторів. Разом з тим, на думку авторів, даний спосіб адаптивного управління має цілий ряд недоліків, пов'язаних з неможливістю отримання оптимальних параметрів регулятора для всіх режимів роботи об'єкта, а також неможливістю врахування впливу випадкових перешкод, збурень і нелінійностей значень навантаження.

Виходячи з експериментальних характеристик (табл. 1), запропоновано нейронечітку мережу (ННМ), що враховує думку експертів по налаштуванню САУ, здатна до апроксимації для всіх можливих режимів навантаження парових агрегатів, а також до навчання за алгоритмом зворотнього поширення помилки [4, 8].

Виходячи з експериментальних даних (табл. 1) модель динаміки (передавальні функції по каналу витрата палива - тиск перегрітої пари що надходить на СПТУ) може бути доповнена таблицею значень K , T , τ у широкому діапазоні зміни навантажень СПТУ.

Таблиця параметрів математичних моделей які були отримані за допомогою аналітичних розрахунків

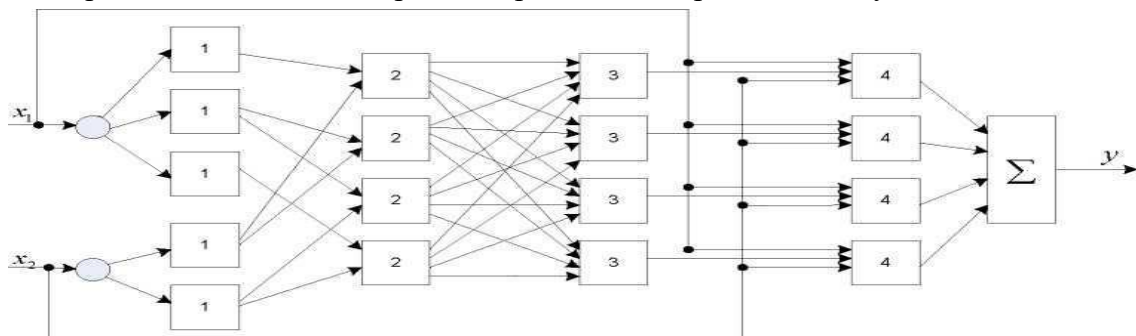
$N, \text{МВт}$	$K, \text{ }^{\circ}\text{C}/\%$	$\tau, \text{с}$	$T, \text{с}$
10	1,8	24	130
20	3,78	34,6	200
40	5.8	46,1	275

Для зменшення часу розрахунків диференціальних рівнянь та через неможливість проведення експериментів у складних умовах навігації запропоновано використовувати нейро-нечіткі мережі для інтерполяції й екстраполяції передавальних функцій на різних теплових режимах. Отримані дані слугуватимуть основою для табличної адаптації САУ.

Розглянемо принцип дії нечіткої нейронної продукційної мережі ANFIS, а саме варіант її реалізації із застосуванням алгоритму нечіткого виведення Сугено-Такагі, де використовується набір правил [5, 6].

На рисунку 2 зображено мережу ANFIS з двома вхідними лінгвістичними змінними x_1, x_2 , та чотирма нечіткими правилами.

Мережа ANFIS є п'ятишаровою, прямого поширення сигналу.



Рисинок 2 - Нечітка нейронна мережа ANFIS з застосуванням алгоритму Сугено-Такагі нульового порядку: 1-функції Гаусса; 2-антецеденти; 3-нормалізація сигналів; 4-укладення правил

Шар 1 - терми вхідних змінних. Входи мережі з'єднані тільки зі своїми термами. Кількість вузлів першого шару дорівнює сумі потужностей терм-множин вхідних змінних, де операція фазифікації виконана на Сингтон базі.

Шар 2 - посилення (антецеденти) нечітких правил. Кількість вузлів другого шару m . Вузол другого шару з'єднаний з тими вузлами першого шару, які формує посилення відповідного правила. Отже, кожен вузол другого шару може приймати від 1 до n сигналів. Виходом вузла є ступінь виконання правила, яка розраховується як добуток вхідних сигналів (по Ларсену). Позначимо виходи вузлів цього шару $\tau_r, r = 1, \dots, \overline{m}$, где \overline{m} - кількість нечітких правил.

Шар 3 - нормалізація ступенів виконання правил. Кількість вузлів третього шару є m . Кожен вузол цього шару розраховує відносний ступінь виконання нечіткого правила (нормалізація) за формулою:

$$\tau_r^* = \frac{\tau_r}{\sum_{j=1}^m \tau_j}. \quad (9)$$

Шар 4 - складення правил. Кількість вузлів шару також m . Кожен вузол з'єднаний з одним з вузлів третього шару, а також з усіма входами мережі. Вузол четвертого шару розраховує внесок одного нечіткого правила у вихід мережі за формулою

$$y_r = \tau_r^* (b_{0,r} + b_{1,r}x_1 + \dots + b_{n,r}x_n). \quad (10)$$

Шар 5 - агрегування (композиція) результату, отриманого за різними правилами. Єдиний вузол цього шару підсумовує внески всіх правил.

$$y = \sum_{j=1}^m y_j. \quad (11)$$

Налаштування мережі ANFIS із двома входними змінними й чотирма нечіткими правилами виконується комбінацією градієнтного спуску (ЗПП) і методу найменших квадратів (МНК). Алгоритм ЗПП налаштовує функції приналежності, а МНК оцінює коефіцієнти укладення правил.

На першому етапі, запропонованої авторами методики, на входи подається навчальна вибірка і по нев'язці між бажаною і дійсною поведінкою мережі МНК знаходяться оптимальні параметри вузлів четвертого шару.

На другому етапі залишкова нев'язка коригує параметри вузлів першого шару, не змінюючи знайдені раніше коефіцієнти. Ітераційна процедура налаштування триває, поки нев'язка перевищує заздалегідь встановлене значення. Для налаштування функцій приналежності фазифікатора, крім методу ЗПП, можуть використовуватися і інші алгоритми оптимізації [9]. Гібридна мережа, яка реалізує алгоритм Сугено створюється виходячи з ряду етапів методики проектування показаних на рисунках 3 – 4.

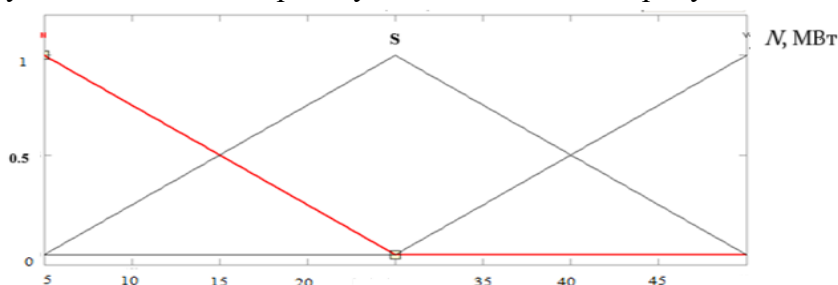


Рисунок 3 - Фазифікація вхідного параметра «навантаження СПТУ»

1.Розробка бази правил виду:

- ЯКЩО «навантаження велике» ТО «параметри моделі об'єкта $K_{об}$, $T_{об}$, τ - приймають великі значення» ІНАКШЕ,
- ЯКЩО «навантаження середнє» ТО «параметри моделі об'єкта $K_{об}$, $T_{об}$, τ - приймають середні значення» ІНАКШЕ,
- ЯКЩО «навантаження високе» ТО «параметри моделі об'єкта $K_{об}$, $T_{об}$, τ - приймають високе значення» і т.д.

2. Розробка структури гібридної мережі (ГМ) і її навчання на основі тестової вибірки (див. табл. 1). Структура ГМ виду ANFIS зображено на рисунку 4. Вибрано - кількість циклів навчання - 30, метод навчання - зворотного поширення помилки.

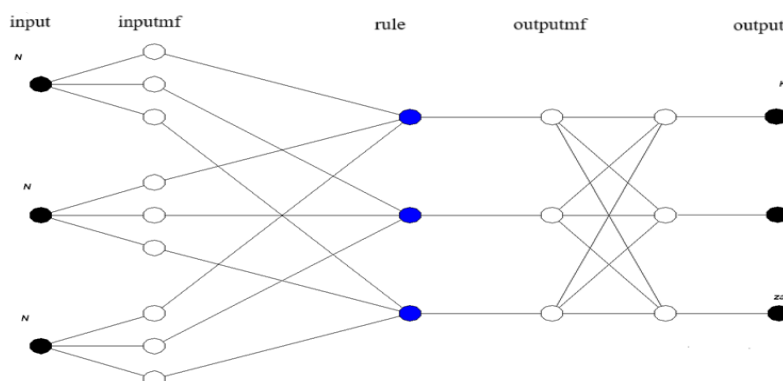


Рисунок 4 - Структура розробленої ННМ

Проміжні значення параметрів моделі об'єкта дослідження можливого навантаження СПТУ отримані в результаті апроксимації ГМ наведені в таблиці 2.

Таблиця 2

Таблиця параметрів математичної моделі для динамічного режиму роботи СПТУ

N, МВт	K, °C/%	τ , с	T, с
10	1,8	24	130
15	2,79	29	163
20	3,78	34,6	200
30	3,92	35,4	205
35	4,91	41	242
40	5.8	46,1	275

Для подальшого імітаційного моделювання інтелектуального блоку параметричної ідентифікації розроблено програму в додатку MatLab (Simulink) (рис.5). Розроблена ГМ була експортована до блоку нечіткого логічного контролера.

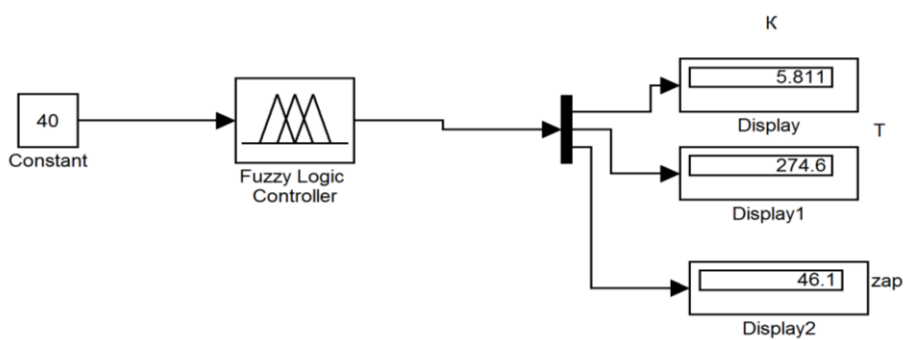


Рисунок 5 - Імітаційна модель перевірки роботи системи параметричної ідентифікації

Наступним етапом запропонованої методики є розробка програми для табличної адаптації (розрахунку оптимальних налаштувань ПІ-регулятора) САУ парових агрегатів.

Адаптація параметрів регулятора (табличне автоналаштування, рис. 6) передбачає використання заздалегідь визначених параметрів для різних умов роботи системи, що зберігаються у таблиці та застосовуються при необхідності.

Цей підхід доповнено блоком параметричної ідентифікації з нейро-нечіткою мережею. Поточне парове навантаження перетворюється навченою мережею у математичні моделі (передавальні функції). Ці функції надходять до блоку табличної адаптації, де формули розраховують оптимальні налаштування регуляторів (ПІ, ПІД).

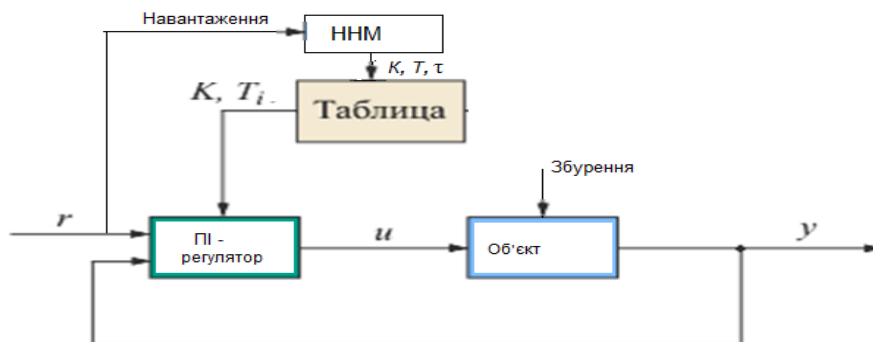


Рисунок 6 – Структурна схема запропонованої нейро – нечіткої адаптивної САУ

Як метод адаптивної оптимізації параметрів ПІ – регулятора автори обрали табличний метод А. Капеловича для САУ тепловими теплоенергетичними об'єктами.

Формула Капеловича використовується для налаштування ПІ-регулятора на основі параметрів об'єкта керування: його коефіцієнта передачі, сталої часу та часу запізнення. Для ПІ-регулятора ці параметри розраховуються наступним чином:

Нехай:

K — коефіцієнт передачі об'єкта.

T — стала часу об'єкта.

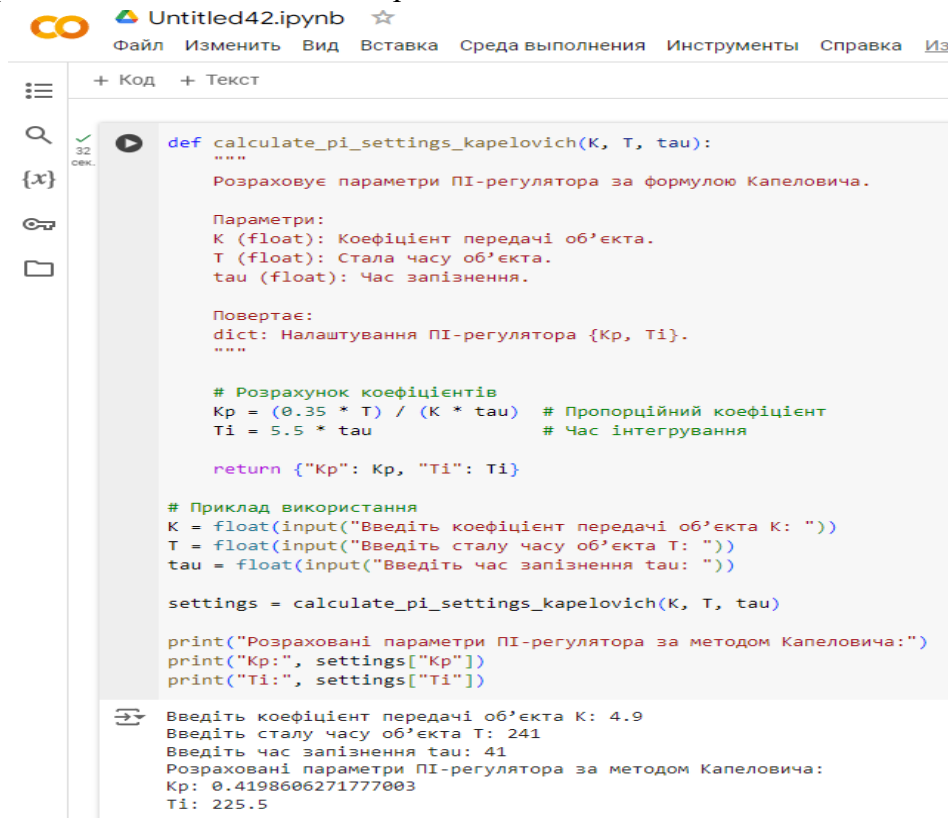
τ — час запізнення.

Тоді коефіцієнти ПІ-регулятора за формулою Капеловича визначаються як: $K_p=0.35 \cdot T / K$, $T_i=5.5 \cdot \tau$.

Код програми розрахунку адаптивних настроювальних параметрів типового регулятора в контурі САУ суднового парового агрегату та її робота наведено на рисунку 7.

Програма з вхідними параметрами K , T , τ розраховує коефіцієнти K_p і T_i за формулами Капеловича та виводить їх.

Ці значення допоможуть більш точно налаштувати ПІ-регулятор під об'єкт керування з урахуванням запізнення. При введенні коефіцієнту передачі об'єкта $K=4.9$, сталої часу об'єкта $T=241$ с та часу запізнення $\tau=41$ с розраховані параметри ПІ-регулятора за методом Капеловича: $K_p: 0.41$ Т/ К, $T_i: 225.5$ τ.



```
def calculate_pi_settings_kapelovich(K, T, tau):
    """
    Розраховує параметри ПІ-регулятора за формулою Капеловича.

    Параметри:
    K (float): Коефіцієнт передачі об'єкта.
    T (float): Стала часу об'єкта.
    tau (float): Час запізнення.

    Повертає:
    dict: Налаштування ПІ-регулятора {Kp, Ti}.
    """

    # Розрахунок коефіцієнтів
    Kp = (0.35 * T) / (K * tau) # Пропорційний коефіцієнт
    Ti = 5.5 * tau              # Час інтегрування

    return {"Kp": Kp, "Ti": Ti}

# Приклад використання
K = float(input("Введіть коефіцієнт передачі об'єкта K: "))
T = float(input("Введіть сталу часу об'єкта T: "))
tau = float(input("Введіть час запізнення tau: "))

settings = calculate_pi_settings_kapelovich(K, T, tau)

print("Розраховані параметри ПІ-регулятора за методом Капеловича:")
print("Kp:", settings["Kp"])
print("Ti:", settings["Ti"])

Введіть коефіцієнт передачі об'єкта K: 4.9
Введіть сталу часу об'єкта T: 241
Введіть час запізнення tau: 41
Розраховані параметри ПІ-регулятора за методом Капеловича:
Kp: 0.4198606271777003
Ti: 225.5
```

Рисунок 7 - Скріншот роботи програми виконаної мовою Пітон в інтерактивному середовищі Google Colab

Моделювання або апробація багаторежимного адаптивного регулятора підтримки заданого тиску перегрітої пари, що надходить на суднову парову турбіну, показана на рис. На рис. 8-9 канал зовнішнього збурення – зміна навантаження судових парових агрегатів.

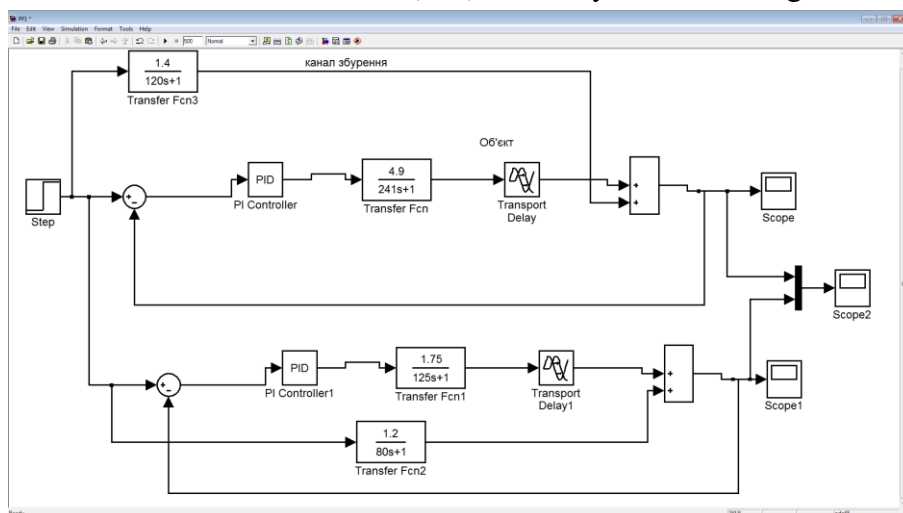
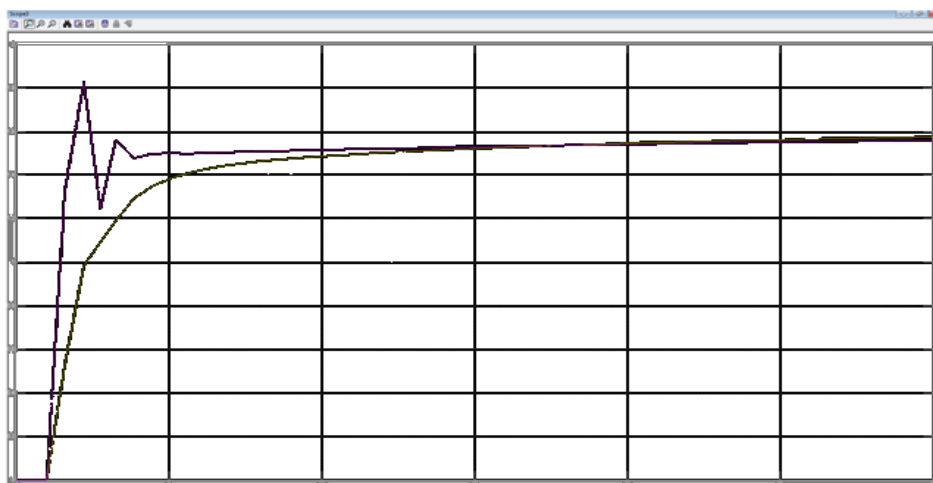


Рисунок 8 - Імітаційне моделювання адаптивної САУ

Перехідні процеси адаптивної САУ тиску пари парового котла показані на рисунку 10.

Р, МПа



t, c

Рисунок 9 - Перехідні процеси адаптивного САУ тиску пари під час роботи СПТУ на різних навантажувальних режимах

Аналіз показників якості перехідних процесів (час регулювання, помилка, занедбаність) відповідає нормативним значенням. Таким чином, запропонована адаптивна нейро-нечітка САУ успішно компенсує зовнішні збурення і є стійкою.

Висновки. Аналіз існуючих нейронечітких моделей показав, що вибір типу моделі залежить від багатьох факторів. Як орієнтир використовуються для підвищення ефективності управління наступні фактори: швидкість навчання, онлайн адаптивність, мінімізація помилок, простота розробки та обслуговування. При розробці ННМ біло вібрано - кількість циклів навчання - 30, метод навчання - зворотного поширення помилки, тип функцій належності вхідного та вихідних параметрів – трикутний. Таким чином,

запропонована методика дозволяє розробити ефективну систему параметричної ідентифікації та адаптації параметрів суднових систем управління в умовах частих змін парового навантаження. Впровадження такої системи на суднах з великою кількістю парогенеруючих установок та споживачів парової енергії може дозволити своєчасно та точно досягати заданих виробничих параметрів при роботі парових агрегатів на всьому діапазоні навантажень.

ЛІТЕРАТУРА

1. Åström KJ, Wittenmark B (1984) Computer controlled systems, theory and design. Prentice-Hall, Englewood Cliffs/ Доступ <https://bayanbox.ir/view/8821671619590593184/Adaptive-Control-Astrom-2nd-edition.pdf>
2. Kuo B. S. Automatic Control Systems / Benjamin C. Kuo. – 9th ed. – New York : John Wiley & Sons, 2010. – 1104 p.
3. Technical specifications of auxiliary and utilization boilers of the brands: KAV, KUP, Clayton, Zafa, Hitachi, Mitsubishi. URL: <http://shipservice.com.ua/>.
4. 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 / V. S. Mikhailenko, R. Yu. Kharchenko // Automatic Control and Computer Sciences. – 2014. – Vol. 48, № 6. – P. 334–344.
DOI:10.3103/S0146411614060066
5. Mykhailenko V. S. Analysis of methods for adaptation of industrial control systems of thermal processes / V. S. Mykhailenko // Науковий вісник Національного гірничого університету. – 2014. – № 4. – С. 58–65.
URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Nvngu_2014_4_11.
6. Takagi T., Sugeno M. Fuzzy identification of system and its applications to modeling and control / T. Takagi, M. Sugeno // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. – 1985. – Vol. 15, № 1. – P. 166–132. <http://dx.doi.org/10.1109/TSMC.1985.6313399>
7. Mikhailenko V. S., Solodovnik M. S. Statement of the Synthesis Problem of the Intellectual System of Adaptive Management / V. S. Mikhailenko, M. S. Solodovnik // Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems / Gil-Lafuente, Zopounidis Constantin (Eds.). – 2015. – Vol. 675. – 223 p. – P. 165–179. (Springer).
8. Zhang Y., Chen Z. Q., Yang P., Yuan Z. Z. Neural network-based PID predictive control for nonlinear time-delay systems / Y. Zhang, Z. Q. Chen, P. Yang, Z. Z. Yuan // Proceedings of International Conference on Machine Learning and Cybernetics. – 26–29 Aug. 2017. – Vol. 2. – P. 1014–1018. doi:10.1109/ICMLC.2004.1382336
9. Lee K. Y, L. Y. Ma, C. J. Boo, W.-H. Jung, and S.-Ho Kim. Inverse dynamic neuro-controller for superheater steam temperature control of a large-scale ultra supercritical (USC) boiler unit. // Proc. of the IFAC Symposium on Power Plants and Power Systems Control, in Tampere, Finland, July 5 – 8. – 2019.
10. Improving Direct Efficiency of Boilers – Role of Automation.
URL: <https://www.forbesmarshall.com>.
11. Marine Boiler and Steam Turbine Generator.
URL: https://www.mhimme.com/auxiliary_boilers.html

REFERENCES

1. Åström KJ, Wittenmark B (1984) Computer controlled systems, theory and design. Prentice-Hall, Englewood Cliffs/ Доступ
<https://bayanbox.ir/view/8821671619590593184/Adaptive-Control-Astrom-2nd-edition.pdf>
2. Kuo B. S. Automatic Control Systems / Benjamin C. Kuo. – 9th ed. – New York : John Wiley & Sons, 2010. – 1104 p.
3. Technical specifications of auxiliary and utilization boilers of the brands: KAV, KUP, Clayton, Zafa, Hitachi, Mitsubishi. URL: <http://shipservice.com.ua/>.
4. 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 / V. S. Mikhailenko, R. Yu. Kharchenko // Automatic Control and Computer Sciences. – 2014. – Vol. 48, № 6. – P. 334–344.
DOI:10.3103/S0146411614060066
5. Mykhailenko V. S. Analysis of methods for adaptation of industrial control systems of thermal processes / V. S. Mykhailenko // Науковий вісник Національного гірничого університету. – 2014. – № 4. – С. 58–65.
URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Nvngu_2014_4_11.
6. Takagi T., Sugeno M. Fuzzy identification of system and its applications to modeling and control / T. Takagi, M. Sugeno // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. – 1985. – Vol. 15, № 1. – P. 166–132. <http://dx.doi.org/10.1109/TSMC.1985.6313399>
7. Mikhailenko V. S., Solodovnik M. S. Statement of the Synthesis Problem of the Intellectual System of Adaptive Management / V. S. Mikhailenko, M. S. Solodovnik // Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems / Gil-Lafuente, Zopounidis Constantin (Eds.). – 2015. – Vol. 675. – 223 p. – P. 165–179. (Springer).
8. Zhang Y., Chen Z. Q., Yang P., Yuan Z. Z. Neural network-based PID predictive control for nonlinear time-delay systems / Y. Zhang, Z. Q. Chen, P. Yang, Z. Z. Yuan // Proceedings of International Conference on Machine Learning and Cybernetics. – 26–29 Aug. 2017. – Vol. 2. – P. 1014–1018. doi:10.1109/ICMLC.2004.1382336
9. Lee K. Y, L. Y. Ma, C. J. Boo, W.-H. Jung, and S.-Ho Kim. Inverse dynamic neuro-controller for superheater steam temperature control of a large-scale ultra supercritical (USC) boiler unit. // Proc. of the IFAC Symposium on Power Plants and Power Systems Control, in Tampere, Finland, July 5 – 8. – 2019.
10. Improving Direct Efficiency of Boilers – Role of Automation.
URL: <https://www.forbesmarshall.com>.
11. Marine Boiler and Steam Turbine Generator.
URL: https://www.mhimme.com/auxiliary_boilers.html

Received 07.12.2024.
Accepted 12.12.2024.

***Methodology for the development of neuro-fuzzy automatic control systems
with a function for identifying the parameters***

The article discusses a methodology for developing neuro-fuzzy automatic control systems (ACS) for marine steam turbine installations (MSTI) with a parameter identification function during their operation. The proposed methodology includes stages of MSTI dynamic modeling, the development of parameter identification algorithms based on neural networks, and their integration with fuzzy logic for decision-making. An analysis of the proposed approach's capabilities regarding the enhancement of reliability and stability of marine power plants has been conducted. The results obtained demonstrate that such a system can adjust model parameters in real-time, ensuring control accuracy and reducing the risk of emergency situations. The methodology can be implemented in real marine power systems that require automated control of complex processes.

Keywords: neuro-fuzzy system, marine steam turbine installation, neural networks, dynamic systems, adaptive control, automatic control systems, thermal power plants.

Михайленко Владислав Сергійович – д.т.н., професор, професор кафедри електрообладнання і автоматики суден Одеського національного університету «Одеська морська академія».

Коренкова Ганна Валентинівна – к.ф.-м.н., доцент, доцент кафедри комп'ютерних систем та технологій Одеського національного університету імені І.І.Мечникова.

Лешенко Валерій Владиславович – ст. викладач кафедри електрообладнання і автоматики суден Одеського національного університету «Одеська морська академія».

Мартинович Лариса Ярославівна – ст. викладач кафедри комп'ютерних систем та технологій Одеського національного університету імені І.І.Мечникова.

Mikhailenko Vladyslav Serhiiovych – Doctor of Technical Sciences, Professor, Professor of the Department of Ship Electrical Equipment and Automation, Odesa National University "Odessa Maritime Academy".

Korenkova Hanna Valentynivna – Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Computer Systems and Technologies, Odesa I.I. Mechnikov National University.

Leshchenko Valerii Vladyslavovych – Senior Lecturer of the Department of Ship Electrical Equipment and Automation, Odesa National University "Odessa Maritime Academy".

Martynovych Larysa Yaroslavivna – Senior Lecturer of the Department of Computer Systems and Technologies, Odesa I.I. Mechnikov National University.