

В.С. Михайленко, А.В. Каменева, С.А. Стукалов, О.М. Зуй
**МОДЕЛЮВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ СИСТЕМИ ІДЕНТИФІКАЦІЇ
ТА КЕРУВАННЯ ПАРАМЕТРАМИ ТЕХНІЧНОГО ОБ'ЄКТА**

Анотація. У статті проводиться аналіз ефективності роботи нейромережевої системи управління змістом лужності (РН) у поживній воді парового котла. Інтелектуальна система управління реалізує принцип зворотного проходження похибки через нейроемулятор. Як об'єкт дослідження використовувалася модель підсистеми продувки водотрубного парового котла. Об'єктів управління характеризуються частою зміною режимів роботи та впливом зовнішніх збурень. Навчання нейромережевого контролера та нейроемулятора 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 широкому діапазоні парового навантаження. Аналіз перехідних процесів отриманих на основі імітаційного моделювання дозволяє стверджувати, що навчена нейромережева система управління успішно компенсує збурення на широкому діапазоні зміни значень параметрів об'єкта по каналах управління і збурення (імітація зміни парового навантаження).

Ключові слова: система автоматичного управління; нейромережевий контролер, ПІД-регулятор; паровий котел; перехідний процес.

Вступ. Ідентифікація динамічних об'єктів технічних систем є одним із основних завдань адаптивних систем автоматичного управління, для вирішення яких, поряд з безліччю різних методів, можуть бути застосовані нейронні мережі. Відомо, що ідентифікація складного технічного об'єкта сильно ускладнена при впливі шумів і перешкод в умовах, коли ряд контрольованих параметрів об'єкта змінюються через вплив різного виду впливів, що задають і обурюють. У разі для параметричної ідентифікації динамічних об'єктів виправданим може бути використання нейронних мереж [1]. В даний час пропонується безліч типів нейронних мереж з різними алгоритмами навчання, що застосовуються під час ідентифікації динамічних об'єктів управління [2]. При цьому не всі вони можуть оптимально підходити для використання в системах ідентифікації параметрів

ряду складних технічних об'єктів. Таким чином, актуальною є задача аналізу ефективності найбільш відомих типів нейронних мереж адаптивних САУ параметрами технічного об'єкта.

Постановка проблеми. Відомо, що якість поживної води в парових котлах дуже важлива, оскільки від цього залежить ефективність роботи котельні, а також можливість вирішення безлічі завдань в області безпечної роботи парового обладнання та всієї котельні. Від якості рідини, яка використовується для утворення пари в котлах, залежать такі критерії роботи обладнання, як [3]:

- накипівтворення. При підвищеній жорсткості водного середовища та відсутності контролю цього стану на теплообмінних площинах утворюватиметься накип. Накип знижуватиме ефективність обладнання, і знижуватиме тепловіддачу;

- іржавіння обладнання та труб, а також хімічні процеси, що протікають. При перевищенні концентрації газів у водному середовищі (частіше кисню) прискорюватимуться корозійні процеси на металевих деталях устаткування. При низькій кислотності водного середовища корозія може поширитись на значній поверхні котла. При лужному середовищі води виходитиме багато піни, може виникати лужне розтріскування і крихкість сталевих деталей агрегату.

Для зниження представлених процесів використовуються САУ продування.

При цьому підтримка загального вмісту солі в котловій воді в межах норми здійснюється за допомогою безперервних і періодичних продувок з барабана в спеціальні розширювачі. Втрати води з продуванням заповнюються поживною водою у кількості, що визначається рівнем води в барабані. Безперервне продування служить для видалення надлишку солей, що накопичуються в котловій воді в процесі пароутворення. Витрата води на безперервне продування залежить від способу водопідготовки і коливається в межах 0,5 - 3% максимальної продуктивності котла і в межах 2 - 5% при пуску [3].

У типових системах автоматизації процесу продування поживної води використовується ПД – регулятор. Даний контролер успішно працює в умовах постійного теплового навантаження, але в умовах приватної зміни парового навантаження, контролер допускає перевищення вмісту лужності (РН) та солевмісту так як вимагає зміни налаштувальних параметрів алгоритму керування.

Таким чином, виникає актуальна виробнича проблема розробки адаптивної САУ продування, здатної в умовах впливу динамічних збурень довго підтримувати значення лужності та солевмісту в допустимих межах.

Аналіз публікацій у галузі дослідження. Останнім часом теорія нейроуправління набуває широкого поширення у різних виробничих та соціальних сферах. Разом з тим, можна відмітити роботи у сфері паралельної нейромережевої ідентифікації [4-7].

Ідентифікацію динамічного об'єкта, що отримує на вхід у момент часу t вектор вхідних параметрів $u(t)$, що має на виході вектор $y(t)$, можна розглядати як знаходження типу моделі цього об'єкта, з виходом $\hat{y}(t)$, і параметрів даної моделі, що задовольняють умові мінімізації помилки $e = y(t) - \hat{y}(t)$ цієї моделі (Рис.1). Нехай задана послідовність векторів вхідних ознак $u(t), t \in [0, T]$, і послідовність векторів виходів $y(t), t \in [0, T]$, де T - число дискретних відліків контрольованого параметра. Розглянемо рішення задачі ідентифікації, як визначення виду функції f :

$$y(t) = f[y(t-1), \dots, y(t-n_y), u(t), u(t-1), \dots, u(t-n_u)],$$

де $y(t)$ - вектор виходів моделі, $n_y < T, n_u < T, .$

Схема ідентифікації, що розглядається, називається послідовно-паралельною, в кожен момент часу на вхід моделі подаються відомі виміряні значення вхідного і вихідного сигналів об'єкта [5].

Будемо розглядати рішення завдання у вигляді:

$$y(t) = f[y(t-1), \dots, y(t-n_y), u(t), u(t-1), \dots, u(t-n_u)],$$

де $y(t) = y(0), y(t)$ - вектор виходів моделі, $n_y < T, n_u < T$. Таку схему ідентифікації, називають паралельною, у кожний момент часу на вхід моделі подаються виміряні значення вхідного сигналу об'єкта і виходи моделі в попередні моменти часу.



Рисунок 1 - Схема ідентифікації динамічного об'єкта [4]

Розглянемо нейронну мережу (НС), яка може бути використана для ідентифікації динамічних систем [4]. Вектор вхідних ознак $u(t)$ цієї мережі поділено на дві частини: $x^{\text{in}}(t)$, $x^{\text{out}}(t)$. Перша частина вхідних ознак $x^{\text{in}}(t)$ містить інформацію про входи динамічного об'єкта та його попередні виходи. Друга частина вектора вхідних ознак $x^{\text{out}}(t)$ містить інформацію про передба-

чуваний вихід даного динамічного об'єкта, що відповідає входам $x^{\text{in}}(t)$. Вектор ваги розділений аналогічним способом [4]. Таким чином,

$$x(t) = \begin{pmatrix} x^{\text{in}}(t) \\ x^{\text{out}}(t) \end{pmatrix} \text{ і } w(t) = \begin{pmatrix} w^{\text{in}}(t) \\ w^{\text{out}}(t) \end{pmatrix}, \text{ де } w_i^{\text{in}}(t) - \text{вектор ваг } i\text{-го нейрона, } w_i^{\text{in}}(t) -$$

частина вектора ваг, що містить інформацію про входи процесу, а $w_i^{\text{out}}(t)$ - частина вектора ваг, що містить інформацію про виходи процесу. Перша частина вектора вхідних ознак містить інформацію про входи процесу та його попередні виходи:

$$x^{\text{in}}(t) = (y(t-1), \dots, y(t-n_y), u(t), u(t-1), \dots, u(t-n_u)),$$

де $n_y < T, n_u < T$. Друга частина вектора вхідних ознак $x^{\text{out}}(t) = y(t)$ містить інформацію про передбачуваний вихід даного процесу, що відповідає входам $x^{\text{in}}(t)$. Кожен приклад вибірки складається з кількох векторів $(y(t), u(t))$ і вибірка повинна містити не менше $\max(n_u, n_y)$ прикладів. Вектора $y(t)$ являють собою вектор входів процесу в момент часу t , а $u(t)$ – вектор виходів цього процесу в той же момент часу.

Основной материал. Об'єктом регулювання є ділянка парового котла, що включає вимірювальний перетворювач лужності РН, і ділянка, що включає трубопроводи та вимірювальний перетворювач витратоміра продувної води. Об'єкт управління є інерційним і в основному визначається динамічними характеристиками датчика РН з функцією передачі передавальної ланки із ланкою транспортного запізнювання. За своїми динамічними властивостями досліджувана ділянка регулювання типова для теплових інерційних об'єктів. Час запізнення $t_{\text{при}}$ при нанесенні обурення витратою пари визначається в основному інерційністю вимірювальних пристроїв і становить 0.5 - 2 хв, постійна часу $T_{\text{об}} = 25 - 400$ с, коефіцієнт посилення по каналу управління $K = 0,5 - 15$ РН % ходу регулюючого органу [8]. Діапазон параметрів передавальних функцій залежить від поточного парового навантаження котла. Аналіз основних каналів збурень, що надаються на функціонування САУ продування (рис. 2), дозволяє виділити найбільш несприятливі з них [8]:

- Зміна парового навантаження (витрати пари);
- Зміна кількості пари над дзеркалом випаровування;
- Зміна рівня води в барабані;
- Зміна хімічного складу поживної води;
- Зміна витрати поживної води.

Автоматичне регулювання безперервного продування здійснюється шляхом впливу ПІД - регулятора на регулюючий клапан на лінії продування поживної води парового котла (див. Рис. 2).

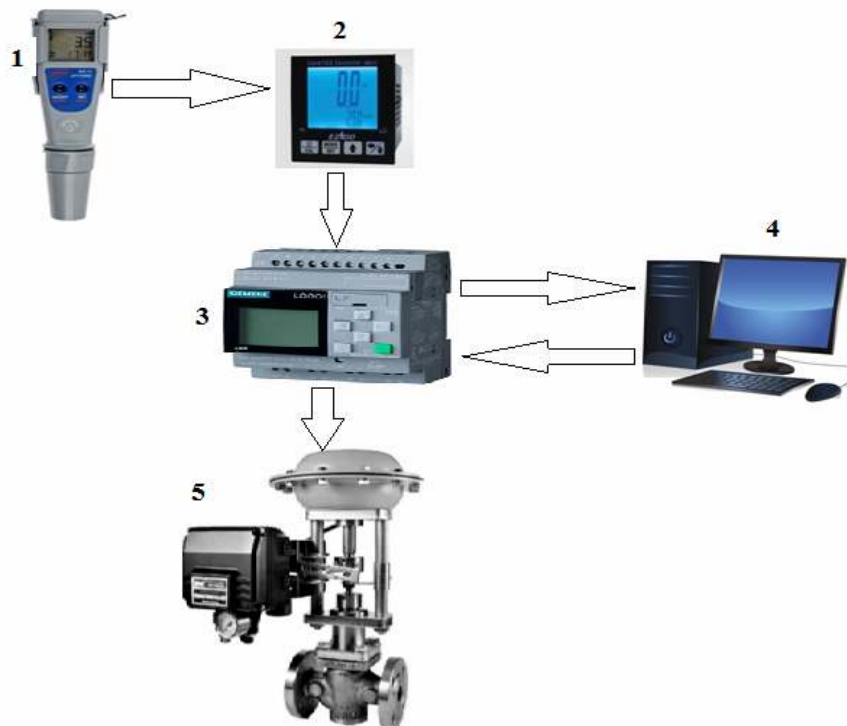


Рисунок 2 - Схеми САУ продування

На рис. 2: 1 - РН метр (датчик марки Ezodo), 2 - показує прилад, 3 - ПІД - контролер, 4 - робоче місце оператора, 5 - регулюючий пристрій.

За допомогою НС можна ідентифікувати як об'єкт управління, так й регулятор, оскільки останній може бути описаний типовими ланками. НМ, що імітує роботу ПІД – регулятора також може замінити і оператора в контурі управління, коли робота відбувається в небезпечних умовах або для виключення помилок через втому, недосвідченість тощо.

Для заміни існуючого регулятора (або оператора) нейромережевою моделлю (Рис. 3) в режимі on line слід у певні моменти часу зчитувати з датчиків (РН) сигнали з входу ПІД - регулятора (тобто помилка $e(t)$ або опис стану об'єкта $x(t)$) та з його виходу – сигнал управління $u(t)$. Опис стану подається на вхід НМ, а опис сигналу управління використовується для розрахунку поточної помилки виходу НМ. Алгоритм зворотного поширення помилки [5] дозволяє мінімізувати її:

$$e_u(t) = u_m(t) - u(t).$$

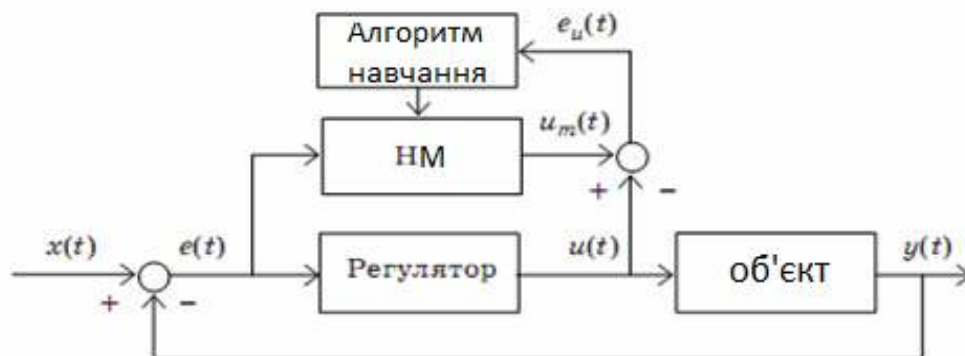


Рисунок 3 - Навчання НМ у режимі on line

При навчанні в режимі offline за допомогою моделі діючого ПІД-регулятора створювалася навчальна вибірка, і НМ навчалася за цією вибіркою (Рис.4). Для навчання НМК (нейромережевого контролера) було проведено експеримент із типовим ПІД – регулятором (Рис. 4.). В якості об'єкту виступає інерційна ланка. ПІД-регулятор налаштований каналом управління (Рис.4.), експеримент проводився у комп'ютерному середовищі Simulink [9]. ПІД контролер адаптуватиметься під зміни властивостей керованого об'єкта. Варіюванням значень $T_{об}$ і $K_{об}$, передбачається ініціювати зміни значень параметрів ПІД - регулятора K_p, T_i, T_d , тобто адаптувати їх з метою досягнення очікуваного перехідного процесу. Процес навчання НМ, що імітує ПІД - регулятор показаний на рис.5.

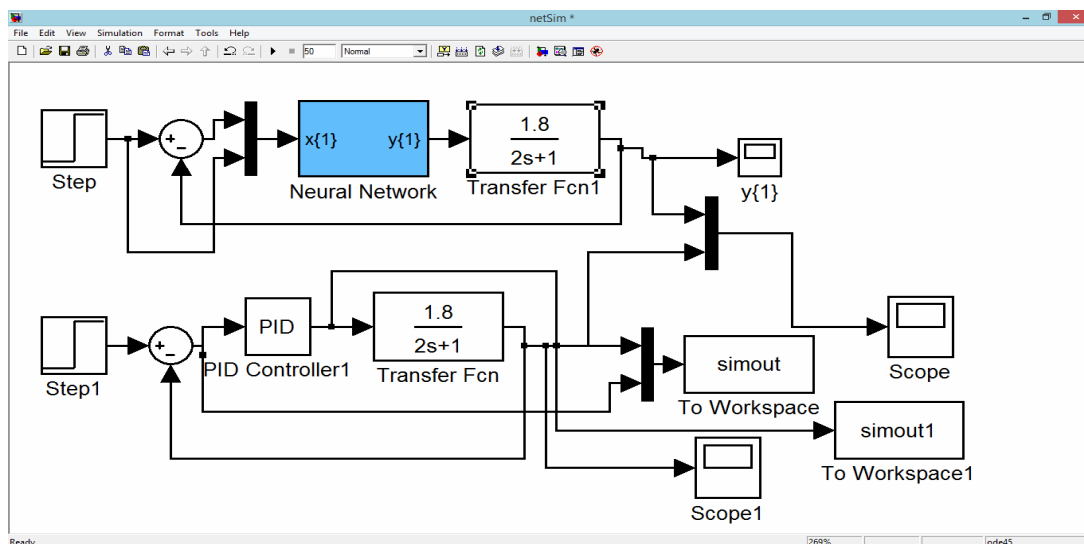


Рисунок 4 - Схема імітаційного моделювання нейростевої САУ на основі збору даних про роботу ПІД – регулятора

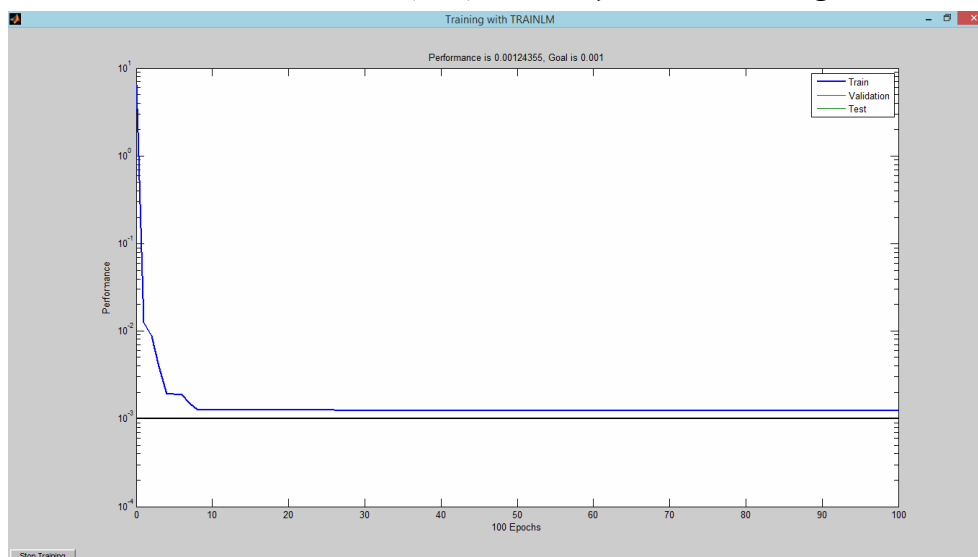


Рисунок 5 - Процес навчання нейронної мережі

За допомогою імітаційного моделювання типової та нейромережевої САУ були отримані перехідні процеси стабілізації значення РН у продувальній воді парового котла. (Рис. 6).

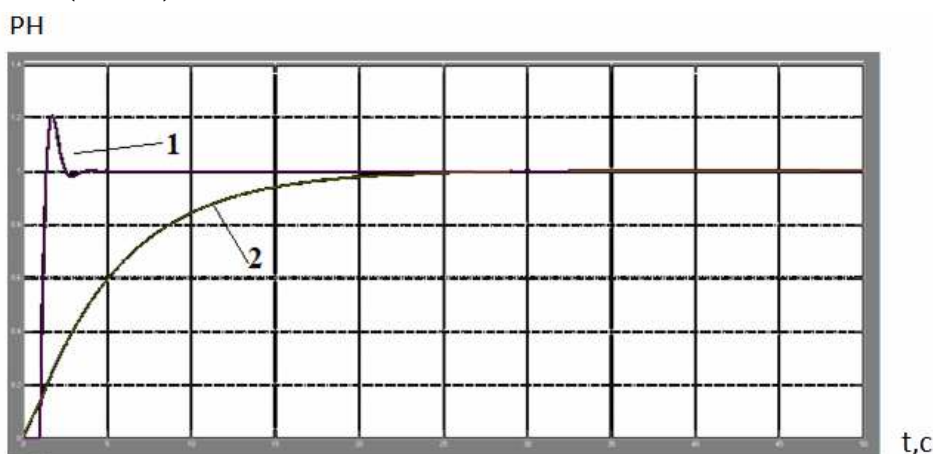


Рисунок 6 - Перехідні процеси САУ лужності з ПІД (1) та нейромережевим (2) регуляторами по каналу управління

На підставі аналізу показників якості перехідних процесів (часу регулювання T_p і першого відхилення) можна вказати, що нейромережевий регулятор має більшу тривалість часу регулювання (за рахунок затримки сигналів) і відсутність закидання.

Для аналізу адаптивних можливостей нейромережевого регулятора або нейромережевого контролера (НСК) був проведений другий імітаційний експеримент з додаванням моделі каналу зовнішнього обурення (витрата пари) (Рис.7).

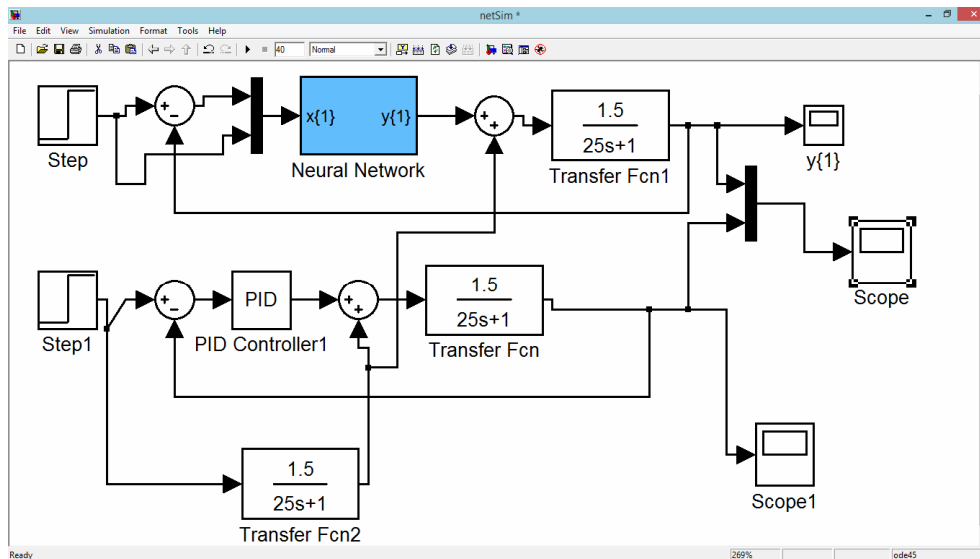


Рисунок 7 - Схема імітаційного моделювання типової та нейромережевої САУ із введенням каналу зовнішнього обурення (витрата пари)

Перехідні процеси САК з ПІД та НСК показані на рис. 8.

РН

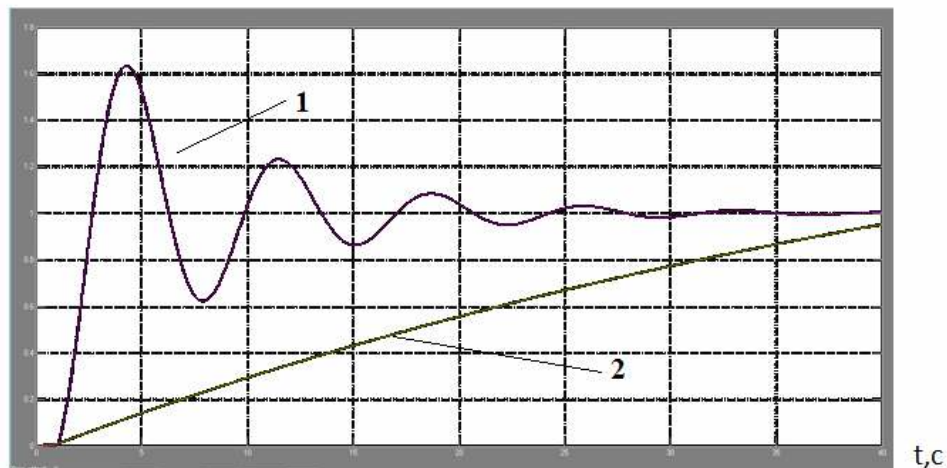


Рисунок 8 - Перехідні процеси САУ лужності з ПІД (1) та нейромережевим (2) регуляторами по каналу управління при впливі обурення

Встановлено, що синтезований таким способом нейромережевий регулятор не може працювати набагато краще за свій прототип (ПІД) і вимагає додаткового навчання на основі тривалої адаптації типового ПІД – регулятора. Отже, для підвищення якості процесу управління запропоновано застосовувати інші підходи.

Розглянемо метод зворотного пропуску помилки через нейроемулятор [10], який ґрунтується на ідеї застосування тандему з двох нейронних мереж, одна з яких виконує функцію контролера, а друга прямого нейроемулятора, який навчається моделювати динаміку об'єкта управління (рис. 9). У процесі

навчання нейроконтролера поточна помилка управління пропускається через нейроемулятор у зворотному напрямку. При навчанні прямого нейроемулятора, на вхід об'єкта управління подається випадковий сигнал u , що змінює положення об'єкта управління y , і формується навчальна вибірка. Навчання прямого нейроемулятора виконується офф-лайн. Нейроемулятор вважається навченим, якщо при однакових значеннях на входах нейроемулятора та реального об'єкта, відмінність між значеннями їх виходів стає незначною. Після закінчення навчання прямого нейроемулятора проводиться навчання нейроконтролера. Навчання виконується в режимі он-лайн за такою самою схемою, як і у разі інверсного спеціалізованого нейроуправління. На схемі моделі для введення в контролер затриманих даних зворотного зв'язку використовуватиметься модуль лінії затримок TDL. Механізм зворотного проходження помилки через прямий нейроемулятор реалізує локальну інверсну модель у точці простору станів об'єкта управління. Проїшовши через нейроемулятор, помилка далі поширюється через нейроконтролер, але тепер її проходження супроводжується корекцією вагових коефіцієнтів нейроконтролера. Нейроемулятор виконує функції додаткових шарів нейронної мережі нейроконтролера [11].



Рисунок 9 - Схема нейромережевої САУ з нейроемулятором

Для отримання розширеної тестової вибірки використовується підстроювання математичної моделі об'єкта управління під впливом зовнішнього збурення. Так значення постійної часу об'єкта $T_{об}$ змінюються, залежно від навантаження на об'єкт і впливу внутрішнього обурення – зміна складу реагенту, у наступному діапазоні (5;25;45;105). Відповідно, оператор змінює значення налаштувань ПІД – регулятора для отримання оптимального

перехідного процесу. В якості навчальної вибірки для нейроемулятора (НЕ) використовуються значення сигналів неузгодженості (e) - входи в НСК, і значення керуючого впливу (u) виміряні на виході ПІД - регулятора, будуть вихідними значеннями НЕ. Провівши імітаційний експеримент у програмі MatLab, отримали такі дані (табл. 1)

Таблица 1

Фрагмент навчальної вибірки для НЕ

$T_{об}$	5	25	45	105
E	0,000422	0,00069	0,096	0,049
U	3,333	3,335	3,353	1,995

Таким чином, дані табл.1 являють собою вхідний та цільовий вектори НСК. Використовуючи команди програми MatLab, створимо НР (Рис. 10) та протестуємо її:

```
>>neural
>>e = [0.000422 · 0.00069 · 0.096 · 0.049];
>>u = [3.333 · 3.335 · 3.353 · 1.995];
>>net = newlind(e,u);
>>y = sim(net,e)
y = 3.0935 3.0928 2.8566 2.9731
>>gensim(net,-1)
```

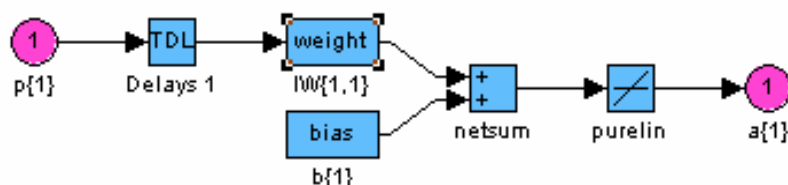


Рисунок 10 - Фрагмент структури нейрона НЕ

Правила перетворення сигналів визначаються математичною моделлю нейрона, яка представлена у формі наступних аналітичних виразів [10]:

$$S = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b, y = f(s),$$

де w_i – вага синапсу $i \in (1,2,...n)$; b – значення зміщення, s – результат підсумовування, x_i – вектор вхідного сигналу ($i \in (1,2,...n)$); $f(s) = k \cdot s$ – лінійна функція активації. Для нашого прикладу: $w = -2,48$; $b = 3,094$; $k = 1$, синаптична зв'язь являється тормозящей.

В результаті навчання НМ необхідно забезпечити:

- формування правильних вихідних сигналів відповідно до всіх прикладів навчальної вибірки;
- формування правильних вихідних сигналів відповідно до всіх можливих вхідних сигналів, які не увійшли до навчальної вибірки.

Імітаційне моделювання САУ (Рис. 11) проведено в середовищі Neural Network Toolboxes (MatLab). Аналіз процесу регулювання (Рис. 12) показав: перше відхилення $\Delta y_1 = 0.5$; час регулювання – $T_p = 25$ с. Показники якості відповідають очікуваним.

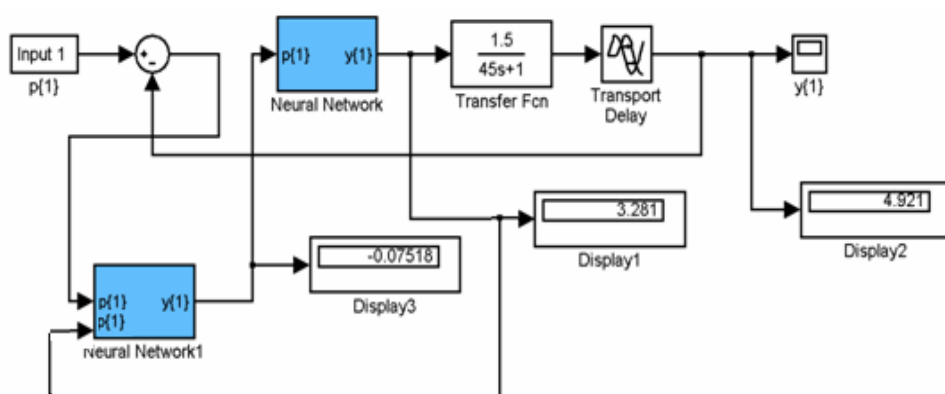


Рисунок 11 - Імітаційна модель нейромережевого керування (НСУ)

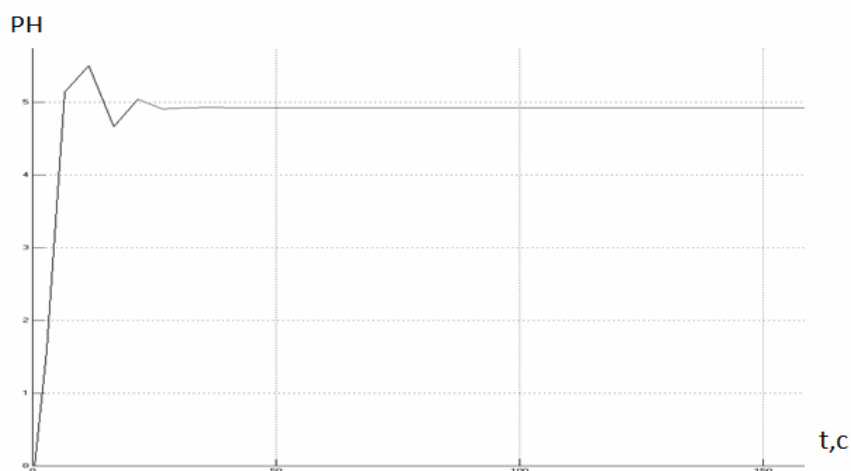


Рисунок 12 - Перехідний процес НСУ змісту лужності каналом управління

Подальші експерименти показали, що зі збільшенням постійної часу об'єкта $T_{об}$ у випадковому порядку з діапазону (45 – 355 с), НСУ успішно підтримує задане значення зі збільшенням часу регулювання до 200 с, що відповідає вимогам до САУ продувки. Також, НСУ не потребує подальшого навчання так як адекватно пристосований до впливу зовнішніх та внутрішніх збурень (Рис. 13).

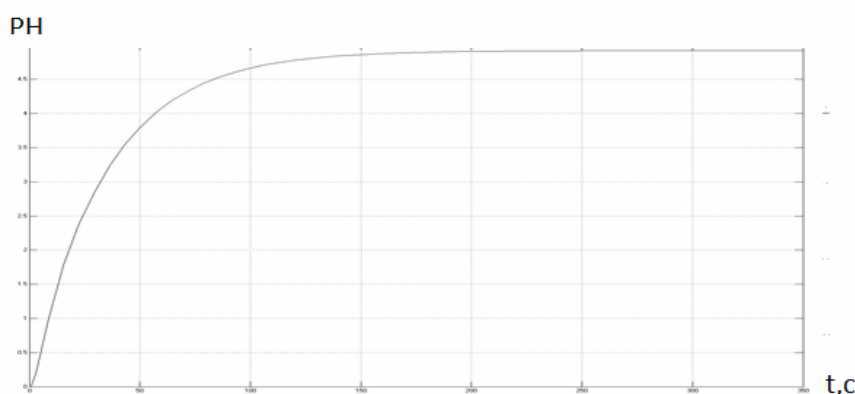


Рисунок 13 - Перехідний процес НСУ лужності у поживній воді котла каналом управління

Висновок. Слід зазначити, що НСУ з нейроемулятором успішно підтримує зміни завдання та постійної часу (сигнальне та параметричне обурення) та не потребує переналаштування своїх параметрів на відміну від ПІД – регулятора. Проте, при зменшенні значень постійної часу об'єкта тобто зменшення інерційності об'єкта ($T_{об} = 35$ с) НСУ перетворюється на автоколивальний режим. Наразі простежуються недоліки системи самонавчання з нейроемулятором (НЕ), що пов'язані з неможливістю врахування впливу глибоких внутрішніх збурень так як всі можливі ситуації зміни значень параметрів об'єкта заздалегідь передбачити складно. Однак, за дотриманням вимог технічного регламенту, можна відзначити можливість ефективної роботи запропонованої структури нейромережевого управління об'єктами при впливі обурень, що контролюються, і зміни теплового навантаження парового котла в режимному діапазоні.

ЛІТЕРАТУРА

1. Zhang Y. 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.Vol. 2. 2017. P. 1014 – 1018.
2. Yongquan Y.A. PID neural network controller/ Y.A.Yongquan, H.Ying, Z.Bi // Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks.Vol. 3. 2017. P. 1933 – 1938.
3. Ключев А.С. Налагодження систем автоматичного регулювання парових котлоагрегатів / А.С. Ключев, А. Г. Товарнов. М.: Енергия, 1970.– 270 с.
4. Ho S.J. Optimizing fuzzy neural networks for tuning PID controllers using an orthogonal simulated annealing algorithm OSA/ S.J. Ho, L.S. Shu, S.Y. Ho / IEEE Transactions on Fuzzy Systems.Vol. 14. Issue 3. 2016. P. 421 –434.

5. Yang P. Neural networks internal model control for water level of boiler drum in power station / P.Yang, D.G.Peng, Y.H. Yang, Z.P. Wang // Proceedings of 2017 International Conference on Machine Learning and Cybernetics.Vol. 5. 2017. P. 3300 – 3303.
6. Михайленко В.С. Синтез нейромережевої системи автоматичного регулювання рівня води в барабані котла енергоблоку ТЕС / Михайленко В.С., Харченко Р.Ю. // Наукові вісті НТУУ «КПІ». – 2012. – №5. – С. 45 – 51.
7. Sen P. Adaptive Neural Controller/ P.Sen, G.E. Hearn, Y. Zhang // In Neural Network Systems Techniques and Applications. Hrsg. Leondes C.T. 1998.- Vol.4.- P. 274 - 343.
8. Boiler Operating Mistakes On Ships That Can Cost Big Time. URL: <https://www.marineinsight.com/tech/boiler>.
9. Artificial Neural Network and Machine Learning using MATLAB // <https://www.udemy.com>.
10. Yongquan, Y.A. PID neural network controller / Y.A.Yongquan, H. Ying, Z. Bi // Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks.Vol. 3. 2017. P. 1933 – 1938.
11. Mikhailenko V.S. 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.

REFERENCES

1. Zhang Y. Neural network-based PID prediktivní kontrol' dlya neliniynykh time-delay systems / Y. Zhang, Z.Q. Chen, P. Yang, ZZ. Yuan // Proceedings of International Conference on Machine Learning and Cybernetics.Vol. 2. 2017. P. 1014 - 1018.
2. Yongquan Y.A. PID neural network controller/ Y.A.Yongquan, H.Ying, Z.Bi // Protседury mizhnarodnoho menedzhmentu na Neural Networks.Vol. 3. 2017. P. 1933 - 1938.
3. Klyuyev O.S. Nalahodzhennya system avtomatychnoho rehulyuvannya parovykh kotloahrehativ / O.S. Klyuyev, A. H. Tovarnov. M.: Enerhiya, 1970. - 270 s.
4. Ho S.J. Optimizing fuzzy neural networks dlya tuning PID controllers vykorystovuyuchy ortohonal'ni simulated annealing algorithm OSA/ S.J. Ho, L.S. Shu, S.Y. Ho / IEEE Transactions on Fuzzy Systems.Vol. 14. Issue 3. 2016. P. 421 -434.

5. Yang P. Neural networks internal model control for water level of boiler drum in power station / P.Yang, D.G.Peng, Y.H. Yang, ZP. Wang // Proceedings of 2017 International Conference on Machine Learning and Cybernetics.Vol. 5. 2017. P. 3300 - 3303.
6. Mykhaylenko V.S. Syntez neyromerezhevoyi systemy avtomatychnoho rehulyuvannya rivnya vody v barabani kotla enerhobloku TES / Mykhaylenko V.S., Kharchenko R.YU. // Naukovi visti NTUU «KPI». - 2012. - №5. - S. 45 - 51.
7. Sen P. Adaptive Neural Controller/P.Sen, G.E. Hearn, Y. Zhang // In Neural Network Systems Techniques and Applications. HRSG. Leondes C.T. 1998. - Vol.4. - R. 274 - 343.
8. Boiler Operating Mistakes On Ships That Can Cost Big Time. URL: <https://www.marineinsight.com/tech/boiler>.
9. Artificial Neural Network and Machine Learning using MATLAB// <https://www.udemy.com>.
10. Yongquan, Y.A. PID neural network controller / Y.A.Yongquan, H. Ying, Z. Bi // Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks.Vol. 3. 2017. P. 1933 - 1938.
11. Mikhaylenko V.S. Analysis of Traditional and Neuro Fuzzy Adaptive System of Controlling the Primary Steam Temperature in Direct Flow Steam Generators in Thermal Power Stations / V. S. Mikhailenko, R. Yu. Kharchenko. // Automatic Control and Computer Sciences - 2014. - Vol. 48 №. 6. - R. 334 -344.

Received 31.03.2023.

Accepted 03.04.2023.

Modeling of a neural network-based system for identification and control of technical object parameters

The article analyzes the effectiveness of a neural network control system for maintaining the pH level in the feedwater of a steam boiler. An intelligent control system implements the principle of reverse error propagation through a neural emulator. The subsystem model of steam boiler water tube blowing was used as the research object. The neural network controller and neural emulator were trained on a control system model with a PID controller using the expert correction methodology of tuning coefficients: proportionality, integration constant, and differentiation based on the analysis of transient process quality indicators. The analysis of the transient processes obtained from simulation modeling allows us to state that the trained neural network control system successfully compensates for disturbances over a wide range of changes in the object's parameter values via control channels and disturbances (simulating changes in steam load).

Михайленко Владислав Сергійович - доктор технічних наук, професор, Національний університет «Одеська морська академія».

Каменєва Алла Вікторівна - кандидат технічних наук, доцент, доцент, Одеський національний університет імені І.І. Мечникова.

Стукалов Сергій Анатолійович - старший викладач, Одеський національний університет імені І.І. Мечникова.

Зуй Оксана Миколаївна – викладач, Одеський національний університет імені І.І. Мечникова.

Mykhailenko Vladyslav - Doctor of Technical Sciences, Professor, National University "Odesa Maritime Academy".

Kamienieva Alla - PhD, Associate Professor, Odesa I.I. Mechnykov National University.

Stukalov Segii - Senior Lecturer, Odesa I.I. Mechnykov National University.

Zui Oksana – teacher Odesa I.I. Mechnykov National University.