

УДК 681.5:629.3

DOI <https://doi.org/10.32782/3041-2080/2025-5-9>

МЕТОДИКА ІДЕНТИФІКАЦІЇ ДИНАМІЧНИХ ЛАНОК З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ПРЯМОГО ПОШИРЕННЯ

Разживін Олексій Валерійович,

кандидат технічних наук, доцент,
доцент кафедри автоматизації, електро- та робототехнічних систем
ТОВ «ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «МЕТІНВЕСТ ПОЛІТЕХНІКА»
ORCID ID: 0000-0002-1371-2651
Scopus ID: 57672166200

Сімкін Олександр Ісакович,

кандидат технічних наук,
професор кафедри автоматизації, електро- та робототехнічних систем
ТОВ «ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «МЕТІНВЕСТ ПОЛІТЕХНІКА»
ORCID ID: 0000-0002-9939-7866
Scopus ID: 7006970867

Бондар Олег Володимирович,

начальник відділу автоматизації Управління проєктування
ТОВ «МЕТІНВЕСТ СІЧСТАЛЬ»

У статті розглянуто методику ідентифікації об'єктів автоматизації з використанням нейронної мережі прямого поширення. Вона відрізняється від класичних методів параметричної ідентифікації тим, що об'єкт керування розглядається як «чорна» скринька. Методика застосування нейронної мережі для ідентифікації базується на експериментальному методі визначення часових динамічних характеристик об'єкта. Цей метод передбачає подачу на вхід об'єкта пробних сигналів, таких як ступінчастий або прямокутний імпульс. Залежно від виду пробного сигналу, вибирають відповідні способи обробки вихідного сигналу об'єкта керування. Як правило, під час подачі ступінчастого керуючого сигналу знімають криву розгону об'єкта, а під час подачі прямокутного імпульсного сигналу – криву відгуку. Крива відгуку знімається для об'єктів, які не допускають подачі на вхід об'єкта ступеневих сигналів.

Під час дослідження розглянуто визначення динамічних характеристик об'єкта щодо його кривої розгону під час подачі ступінчастого пробного сигналу. При цьому передбачається, що у початковий момент система керування повинна перебувати в спокої. На наступному кроці на вхід об'єкта керування подається ступінчаста дія та збираються дані зміни його вхідного параметра у часі. Під час дослідження динамічних характеристик об'єкта керування необхідно дотримуватись таких вимог:

- якщо проєктується система стабілізації, то крива розгону має зніматися на околиці робочої точки процесу;
- криві розгону необхідно знімати як за позитивних, так і за негативних стрибках керуючого сигналу;
- за наявності зашумленого виходу бажано знімати кілька кривих розгону з їх подальшим накладенням один на одного та отриманням усередненої кривої.

Ключові слова: об'єкт автоматизації, ідентифікація, нейронна мережа.

Razhyvin Oleksii, Simkin Oleksandr, Bondar Oleg. Methodology for identifying dynamic links using a feedforward neural network

The article considers the methodology for identifying automation objects using a direct propagation neural network. This methodology differs from classical methods of parametric identification in that the control object is considered as a "black" box. The methodology for using a neural network for identification is based on the experimental method of determining the time-dynamic characteristics of the control object. This method involves supplying test signals, such as a step or rectangular pulse, to the input of the object. Depending on the type of test signal, appropriate methods for processing the output signal of the control object are selected. As a rule, when a step control signal is supplied, the acceleration curve of the object is recorded, and when a rectangular pulse signal is supplied, the response curve is recorded. The response curve is recorded for objects that do not allow step signals to be supplied to the input of the object.

The research considered the determination of the dynamic characteristics of the object in relation to its acceleration curve when a step test signal is supplied. It is assumed that at the initial moment, the control system should be at rest. In the next step, a step action is applied to the input of the control object, and data on changes in its input

parameter over time are collected. When studying the dynamic characteristics of the control object, the following requirements must be met:

- if a stabilization system is being designed, the acceleration curve should be taken on the outskirts of the operating point of the process;
- acceleration curves should be taken both for positive and negative jumps of the control signal;
- in the presence of a noisy output, it is desirable to take several acceleration curves with their subsequent superposition on each other and obtaining an averaged curve.

Key words: automation object, identification, neural network.

Вступ. У процесі ідентифікації потрібно за відомими характеристиками входу/виходу динамічного об'єкта побудувати його опис, який можна використовувати для передбачення вихідного сигналу за довільного вхідного. Для ідентифікації динамічних ланок з використанням нейронної мережі можливе використання штучної нейронної мережі прямого поширення (ШНМ ПП). Проте ШНМ ПП – це не динамічна мережа [1]. Простий шлях внесення динаміки в поведінку ШНМ полягає у подачі на вхід мережі не тільки поточних, але й затриманих значень входу та виходу. Число затриманих сигналів і величина затримки залежать від конкретного об'єкта [2].

Метою дослідження є визначення доцільності використання нейронної мережі прямого поширення для ідентифікації параметрів динамічних об'єктів автоматизації.

Методи та методики дослідження. На рис. 1 наведено принцип використання нейромережевої моделі для ідентифікації. Число ліній затримки D на входах ШНМ має приблизно відповідати порядку астатизму об'єкта. У цій схемі за допомогою алгоритму зворотного поширення має мінімізуватися помилка між виходом об'єкта $y(t)$ та виходом моделі $y^m(t)$ [2].

Отримана нейромережева модель є «чорною скринькою». Вона не дає змоги судити

про фізичні процеси, що протікають в об'єкті керування, але може бути ефективно використана для аналізу та прогнозу поведінки об'єкта, а також для синтезу системи керування.

Результати. Розглянемо лінійний динамічний об'єкт:

$$\frac{d^2 y(t)}{dt^2} + 0,5 \frac{dy(t)}{dt} + y(t) = x(t) \Leftrightarrow W(s) = \frac{Y(s)}{X(s)} = \frac{1}{s^2 + 0,5s + 1}.$$

Це об'єкт 2-го порядку, тому йому може відповідати ШНМ з двома лініями затримки. Схема імітаційного математичного моделювання представлена на рис. 2 (використовується метод інтегрування з постійним кроком 0,01).

Виконаємо моделювання та навчання ШНМ ПП:

```
simOut=sim('PR51',20);
figure(1);
plot(simOut.t,simOut.Y,simOut.t,simOut.Y1);
xlabel('t,c'); ylabel('Y(t)');
grid;
net=newff([0 1; -3 3; -3 3], [3,1], {'purelin','purelin'},'trainlm');
P = simOut.Y'; T = simOut.Y1';
net.trainParam.show = 50;
```

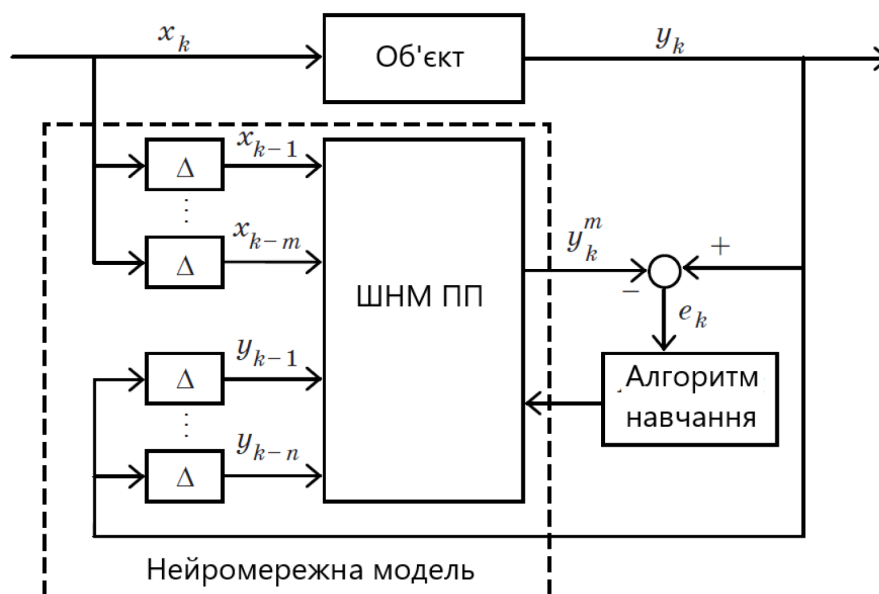


Рис. 1. Нейромережева ідентифікація [2]

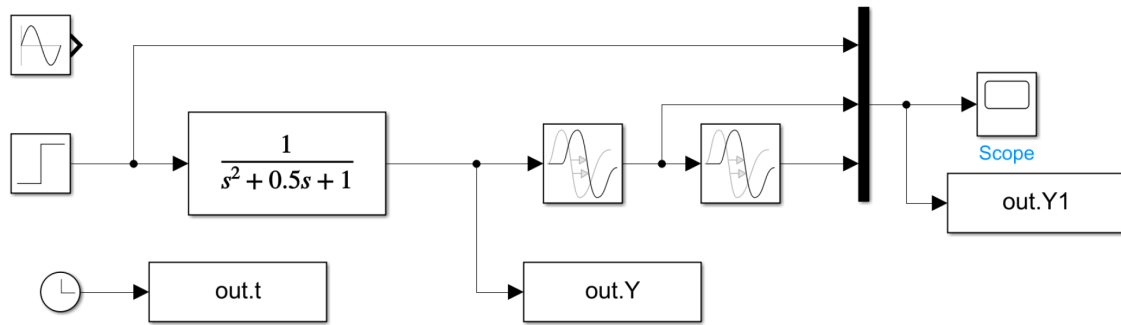


Рис. 2. Схема підготовки даних для ідентифікації

```
net.trainParam.lr = 0.005;
net.trainParam.epochs = 1000;
net.trainParam.goal = 0.0001;
net1 = train(net, P, T);
```

Для навчання знадобилося лише 5 епох (рис. 3).

Проводиться перевірка нейромережевої моделі, структурна схема якої наведена на рис. 5. За допомогою наступної команди створюється блок Neural Network у Simulink-моделі:

```
>> gensim(net1,0.01),
```

де 0,01 – крок інтегрування за часом.

З аналізу графіків перехідного процесу на рис. 5, отриманих під час моделювання математичної моделі, наведеної на рис. 4, можна дійти висновку, що виходи об'єкта та нейромережевої моделі доволі близькі. Підвищення якості ідентифікації можна досягти, змінюючи параметри нейромережевої моделі.

За допомогою ШНМ можна ідентифікувати не тільки об'єкт керування, але й регулятор об'єкта, оскільки останній також є динамічною ланкою. Штучні нейронні мережі можуть бути використані у різних конфігураціях у контексті керування [2].

Для заміни наявного регулятора нейромережевою моделлю в режимі online (рис. 6) слід

у певні моменти часу зчитувати з датчиків сигнали з входу регулятора (тобто помилку $e(t)$ або опис стану об'єкта $x(t)$), з його виходу – сигнал керування $u(t)$.

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

Опис стану подається на вхід ШНМ, а опис сигналу керування використовується для розрахунку поточної помилки виходу ШНМ. Алгоритм зворотного поширення помилки дає змогу мінімізувати її під час навчання в режимі offline, за допомогою наявного регулятора створюється навчальна вибірка, і ШНМ навчається за цією вибіркою [2; 3].

Нехай є система керування з ПД-регулятором. Потрібно замінити його еквівалентним нейроном. На рис. 7 наведено вихідну схему математичної моделі, необхідну для отримання навчальної вибірки.

Оскільки ПД-регулятор є лінійним, для його заміни можна використовувати ШНМ ПП з лінійною активаційною функцією:

```
simOut=sim('PR53',1);
net=newff([-1 1; -5 5], [3,1], {'purelin',
'purelin'},'trainlm');
P = simOut.Yz'; T = simOut.Yzd';
net.trainParam.show = 50;
```

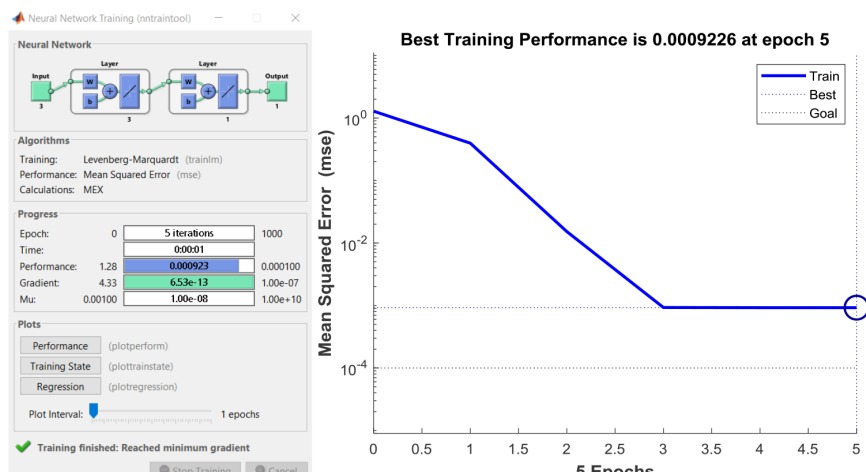


Рис. 3. Процес навчання нейромережевого ідентифікатора

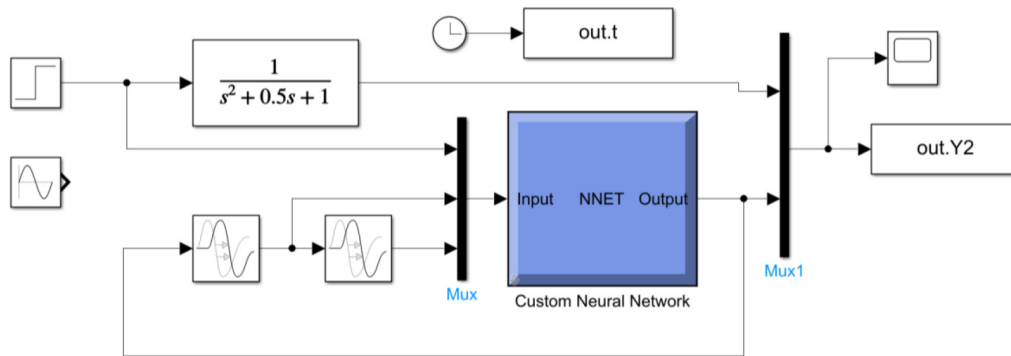


Рис. 4. Схема перевірки якості нейромережевої моделі

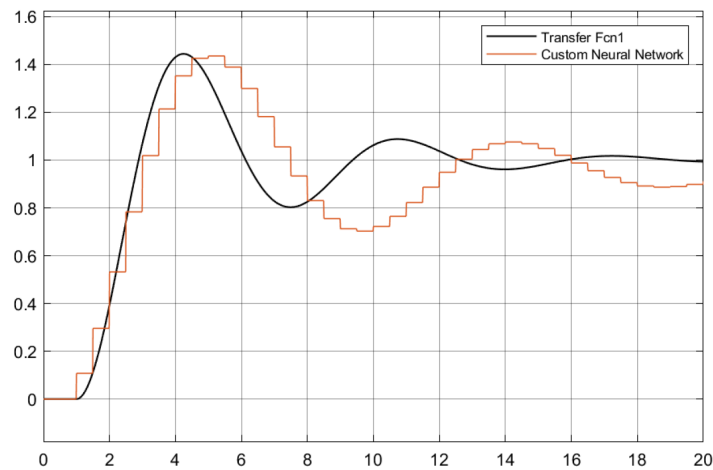


Рис. 5. Порівняльні графіки перехідного процесу об'єкту та його нейромережевої моделі

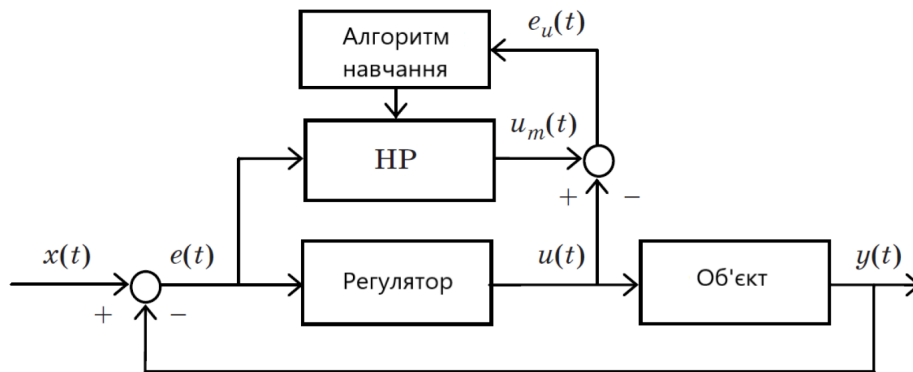


Рис. 6. Навчання з допомогою наявного регулятора

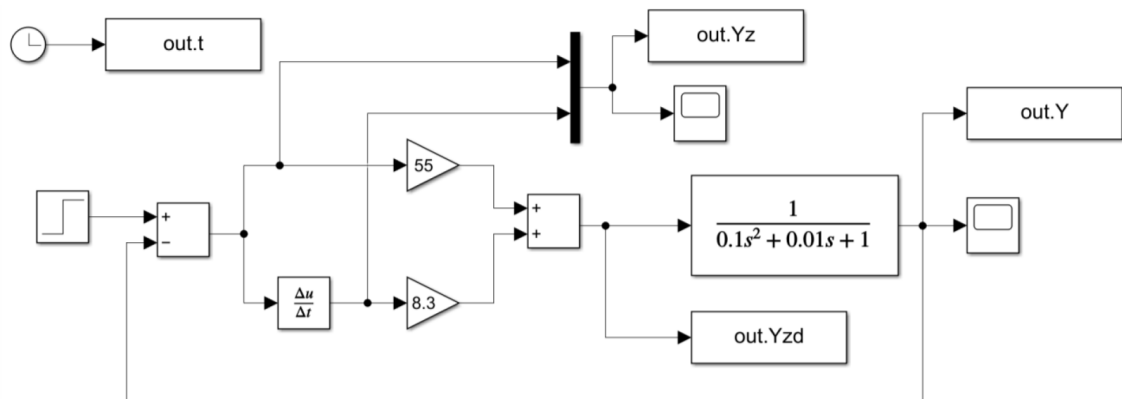


Рис. 7. Система з ПД-регулятором в MatLab Simulink

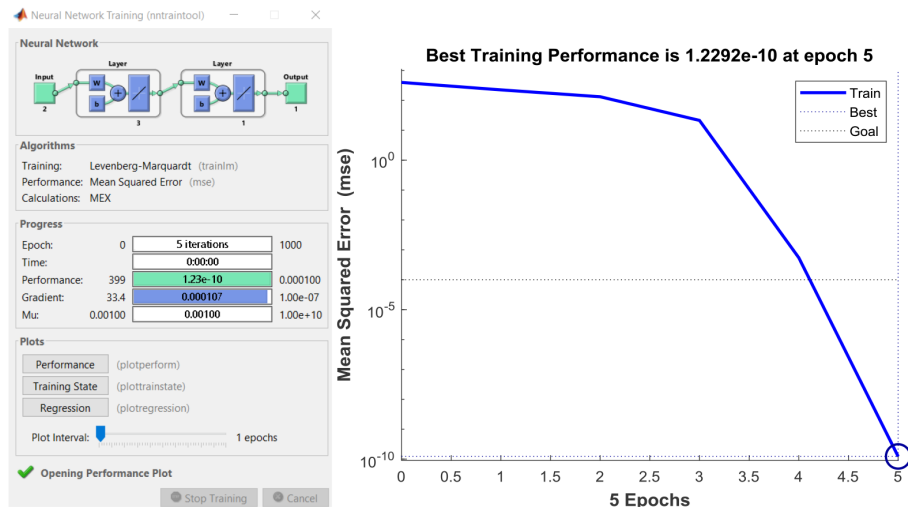


Рис. 8. Зміна помилки у процесі навчання нейронного регулятора

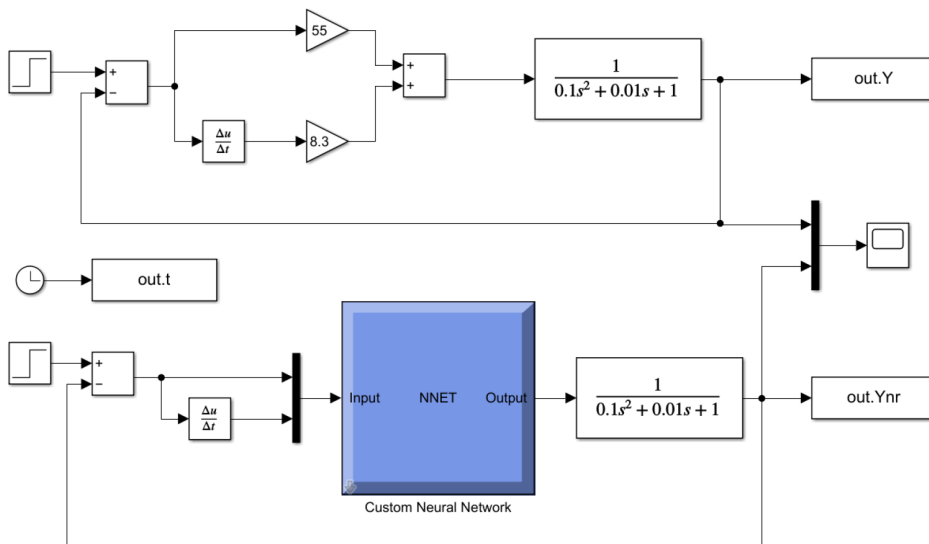


Рис. 9. Нейронний регулятор, еквівалентний ПД-регулятору

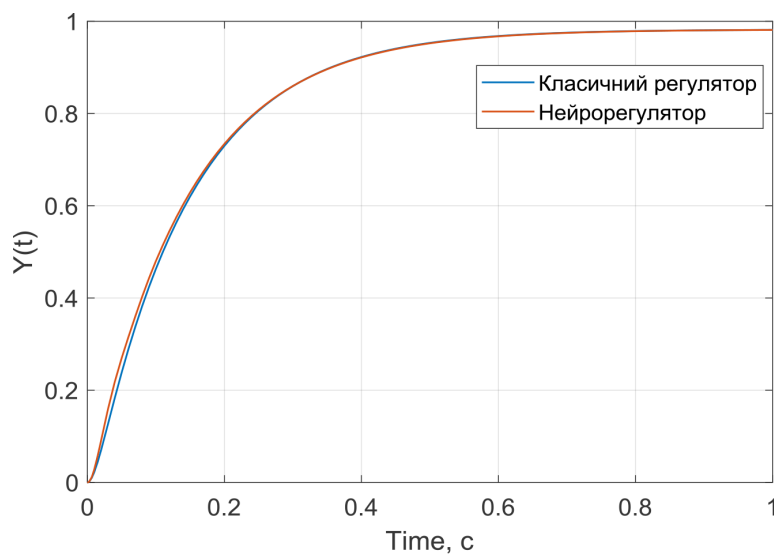


Рис. 10. Порівняння графіків перехідних процесів

```
net.trainParam.lr = 0.005;
net.trainParam.epochs = 1000;
net.trainParam.goal = 0.0001;
net1 = train(net, P, T);
gensim(net1, 0.01).
```

Як впливає з рис. 8, для навчання знадобилося всього п'ять епох.

На рис. 9 наведено еквівалентну схему з нейронним регулятором.

Проведемо дослідження графіків перехідних процесів під час використання вихідного (класичного) ПД-регулятора та його нейронної моделі.

```
plot(out.t, out.Y, out.t, out.Ynr);
xlabel('Time, c'); ylabel('Y(t)');
legend('Класичний регулятор', 'Нейрорегулятор'); grid.
```

Побудовані графіки перехідних процесів наведено на рис. 10. Аналіз графіків показує їх практичний збіг.

Висновки. На основі проведених досліджень можна зробити такі висновки.

Отриманий таким способом нейронний регулятор, природно, не може працювати краще за свій прототип, використаний під час навчання. Для підвищення якості керування необхідно застосовувати інші підходи.

Для лінійних і слабонелінійних об'єктів керування класичні методи ідентифікації можуть не поступатися нейромережевим методам. Однак ШНМ є універсальним інструментом і придатна для ідентифікації суттєво нелінійних об'єктів, про які є малий обсяг апіорної інформації.

ЛІТЕРАТУРА:

1. Новіков П. В., Бунке О. С. Інтелектуальна система керування інерційними технологічними параметрами на базі fuzzy-релятора. *Сучасні проблеми наукового забезпечення енергетики: XV міжнар. наук.-прак. конф. асп., маг. і студ. : мат. конф.* Київ, 2017. С. 31–32.
2. Нейронні мережі в системах автоматизації: курс лекцій з дисципліни «Нейронні мережі в системах автоматизації» / уклад. О. В. Разживін. Запоріжжя: ТОВ «ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «МЕТІНВЕСТ ПОЛІТЕХНІКА», 2023. 296 с.
3. Разживін О. В., Бережна О. В., Сахацький С. О., Мурат В. М. Синтез систем управління динамічними процесами у котлі із застосуванням нейронної мережі прямого поширення. *Вісник Харківського національного автомобільно-дорожнього університету*. 2023. Т. 3. № 103. С. 13–21.
4. Taiwo O. Comparison of four methods of on-line identification and controller tuning. *IEE Proc., Control Theory Appl.* 2006. № 140 (5). P. 323–327.

REFERENCES:

1. Novikov, P. V., & Bunke, O. S. (2017). Intelktual'na systema keruvannya inertsynymy tekhnolohichnymy parametramy na bazi fuzzy-relyatora [Intelligent control system for inertial technological parameters based on fuzzy relator]. *Suchasni problemy naukovoho zabezpechennya enerhetyky: XV mizhnar. nauk.-prak. konf. asp., mah. i stud.: mat. konf. K. S.* 31–32 [in Ukrainian].
2. Razzhyvin, O. V. (2023). Neyronni merezhy v systemakh avtomatyzatsiyi: kurs lektsiy z dystsypliny "Neyronni merezhy v systemakh avtomatyzatsiyi" [Neural Networks in Automation Systems: Course of Lectures on the Discipline "Neural Networks in Automation Systems"]. Zaporizhzhya: TOV "TEKHNICHNYIY UNIVERSYTET «METINVEST POLITEKHNKA», 296 s. [in Ukrainian].
3. Razzhyvin, O. V., Berezhna, O. V., Sakhats'kyi, S. O., & Murat, V. M. (2023). Syntez system upravlinnya dynamichnymy protsesamy u kotli iz zastosuvannyam neyronnoyi merezhi pryamoho poshyrennya [Synthesis of dynamic process control systems in a boiler using a feedforward neural network]. *Visnyk Kharkivs'koho natsional'noho avtomobil'no-dorozhn'oho universytetu*. T.3 № 103. S 13–21 [in Ukrainian].
4. Taiwo, O. (2006). Comparison of four methods of on-line identification and controller tuning. *IEE Proc., Control Theory Appl.* № 140 (5). P. 323–327.

Стаття надійшла: 28.08.2025
Стаття прийнята: 19.09.2025
Опублікована: 10.11.2025

