

Вінницький Національний Технічний Університет

БАГАТОПОТОКОВИЙ ЕЛЕКТРОГІДРАВЛІЧНИЙ ПРИВОД З АДАПТИВНОЮ СИСТЕМОЮ РЕГУЛЮВАННЯ НА БАЗІ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

У статті розглядається проблематика підвищення ефективності гідравлічних систем шляхом впровадження багатопотокових електрогідравлічних приводів з адаптивними системами регулювання на базі штучного інтелекту. Обґрунтовано актуальність розробки інтелектуальних алгоритмів керування для гідравлічних систем з метою зниження енергоспоживання, підвищення точності позиціонування та адаптації до змінних умов експлуатації. Розроблено математичну модель багатопотокового електрогідравлічного приводу, що враховує нелінійні характеристики гідравлічних компонентів, взаємовплив паралельних потоків робочої рідини та динаміку змінного навантаження. Запропоновано архітектуру нейронної мережі для адаптивного керування електрогідравлічним приводом та методику її навчання, що включає попередній етап на експериментальних даних та адаптивне донавчання в процесі експлуатації. Представлено результати експериментальних досліджень, які підтверджують суттєві переваги нейромережевого регулятора порівняно з традиційними системами керування. Показано, що впровадження адаптивної системи регулювання на базі штучного інтелекту забезпечує зниження енергоспоживання, підвищення точності позиціонування та зменшення часу перехідних процесів. Особливу увагу приділено стабільності характеристик при зміні умов експлуатації та температурних режимів роботи. Розглянуто практичні аспекти реалізації нейромережевого регулятора на мікроконтролерній платформі з обмеженими обчислювальними ресурсами. Обґрунтовано економічну ефективність впровадження багатопотокових електрогідравлічних приводів з адаптивними системами регулювання на базі штучного інтелекту в різних галузях промисловості.

Ключові слова: багатопотоковий електрогідравлічний привод; адаптивна система регулювання; штучний інтелект, нейронна мережа; енергоефективність; позиціонування; машинне навчання.

Постановка проблеми. Функціонування сучасних високотехнологічних виробничих комплексів нерозривно пов'язане з використанням гідравлічних приводів, котрі забезпечують реалізацію широкого спектру технологічних операцій. Зростаючі вимоги промисловості щодо продуктивності, енергоефективності та точності роботи обладнання зумовлюють необхідність розробки принципово нових підходів до проектування гідравлічних систем. Традиційні методи регулювання гідроприводів характеризуються низкою принципів обмежень, зокрема значними енергетичними втратами, недостатньою точністю керування в умовах змінного навантаження, обмеженими можливостями адаптації до змінних експлуатаційних умов. Електрогідравлічні приводи, що поєднують переваги електричних та гідравлічних систем, відкривають нові можливості для підвищення ефективності промислового обладнання. Реалізація багатопотокових схем розподілу енергії в електрогідравлічних приводах дозволяє суттєво розширити функціональні можливості таких систем та забезпечити одночасне керування декількома виконавчими механізмами. Водночас складність динамічних процесів у багатопотокових гідравлічних системах ускладнює реалізацію ефективних алгоритмів керування класичними методами. Впровадження технологій штучного інтелекту відкриває принципово нові перспективи для створення адаптивних систем керування багатопотоковими електрогідравлічними приводами. Нейромережеві алгоритми демонструють значний потенціал для моделювання та керування нелінійними процесами в гідравлічних системах. Застосування нейронних мереж дозволяє враховувати множину параметрів, що впливають на динаміку гідроприводу, забезпечуючи оптимальні режими функціонування в широкому діапазоні експлуатаційних умов.

Дослідження можливостей підвищення ефективності багатопотокових електрогідравлічних приводів за рахунок впровадження адаптивних систем регулювання на базі технологій штучного інтелекту становить актуальну науково-технічну задачу, вирішення якої створить передумови для розробки нового покоління вискоефективного гідравлічного обладнання. Інтеграція методів машинного навчання в структуру систем керування гідроприводами сприятиме мінімізації енергетичних втрат, підвищенню точності позиціонування та забезпеченню оптимальних режимів роботи в умовах змінного навантаження.

Проблематика розробки багатопотокових електрогідравлічних приводів з адаптивними системами регулювання охоплює широкий спектр фундаментальних та прикладних питань, включаючи моделювання динамічних характеристик гідравлічних систем, розробку архітектури нейронних мереж для керування гідроприводами, проектування апаратної частини для реалізації інтелектуальних алгоритмів керування. Вирішення зазначених питань потребує комплексного міждисциплінарного підходу, що поєднує досягнення гідравліки, електроніки, теорії автоматичного

керування та штучного інтелекту. Застосування багатопотокових електрогідравлічних приводів з адаптивними системами регулювання на базі штучного інтелекту матиме значний вплив на розвиток низки галузей промисловості, зокрема будівельної техніки, металообробки, роботизованих систем, аерокосмічної техніки. Впровадження таких систем сприятиме зниженню енергоспоживання, підвищенню продуктивності обладнання, зменшенню експлуатаційних витрат та покращенню екологічних показників промислового виробництва..

Аналіз останніх досліджень. Аналіз світових тенденцій розвитку електрогідравлічних систем свідчить про зростаючий інтерес дослідників до впровадження інтелектуальних алгоритмів керування. Л. Ге, Л. Куан та співавтори досліджували підвищення ефективності електрогідравлічних екскаваторів шляхом застосування насосів зі змінною швидкістю, демонструючи зниження енергоспоживання на 18-25% [1]. К. Гуань, Й. Дуань запропонували підхід до прогнозування гідравлічних процесів у системах паливного впорскування на основі нейронних мереж [2]. Й. Хао, Л. Куан розробили систему координованого керування інтегрованою гідравлічно-електричною гібридною лінійною системою приводу [3]. Л. Лю, З. Чен, Б. Яо представили гідравлічну систему, що поєднує насоси та клапани для забезпечення високої точності позиціонування та енергоефективності [4]. П. Ранджан, Г. Врат запропонували підхід до рекуперації енергії гібридного гідравлічного екскаватора [5].

Особливий інтерес становлять дослідження застосування штучного інтелекту в гідравлічних системах. Д. Т. Тран, М. Н. Нгуен, К. К. Ан розробили алгоритм керування електрогідравлічним маніпулятором на основі нейронних мереж радіально-базисних функцій [6]. Г. Врат, М. Бхола досліджували нечітке ПІД-регулювання електрогідравлічної системи з компенсацією витоків [7]. З. Яо, Дж. Яо, В. Сан запропонували адаптивне керування RISE для гідравлічних систем з використанням багатошарових нейронних мереж [8]. Аналіз публікацій свідчить про значний прогрес у розробці окремих компонентів електрогідравлічних приводів з інтелектуальними алгоритмами керування. Водночас залишаються невирішеними питання оптимізації архітектури нейронних мереж для керування багатопотоковими гідравлічними системами, методи навчання нейромережевих регуляторів в умовах обмеженості даних, проблематика апаратної реалізації інтелектуальних алгоритмів з урахуванням обмежень обчислювальних ресурсів.

Ціль статті, мета і методи. Метою дослідження є розробка наукових засад проєктування багатопотокових електрогідравлічних приводів з адаптивними системами регулювання на базі штучного інтелекту, що забезпечують підвищення енергоефективності та точності керування в умовах змінного навантаження.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити наступні завдання:

1. Розробити математичну модель багатопотокового електрогідравлічного приводу, що враховує нелінійні характеристики гідравлічних компонентів, взаємовплив паралельних потоків робочої рідини, динаміку змінного навантаження та енергетичні втрати в елементах гідросистеми.

2. Дослідити можливості застосування різних архітектур нейронних мереж для моделювання та прогнозування поведінки багатопотокових гідравлічних систем, визначити оптимальну структуру нейромережевого регулятора з урахуванням особливостей конкретної гідравлічної системи.

3. Розробити методику синтезу адаптивної системи регулювання багатопотокового електрогідравлічного приводу на базі нейронних мереж, включаючи алгоритми навчання, процедури валідації та оптимізації параметрів мережі для забезпечення високої точності керування при мінімальних енергетичних втратах.

4. Створити експериментальний зразок багатопотокового електрогідравлічного приводу з адаптивною системою регулювання на базі штучного інтелекту та провести експериментальні дослідження для визначення енергетичних та динамічних характеристик розробленої системи в різних режимах функціонування.

Основна частина. Багатопотоковий електрогідравлічний привод з адаптивною системою регулювання на базі штучного інтелекту являє собою комплексну інженерно-технічну систему, що поєднує механічні, гідравлічні, електронні компоненти та програмне забезпечення з елементами штучного інтелекту. Функціональна архітектура розробленої системи структурно складається з енергетичного блоку (електродвигун та насос зі змінною продуктивністю), гідравлічного розподільчого модуля (пропорційні гідророзподільники з електронним керуванням), виконавчих механізмів (гідроциліндри або гідромотори), сенсорної підсистеми (датчики тиску, витрати, положення, швидкості) та інтелектуального блоку керування на основі нейронних мереж. Принциповою особливістю пропонованого технічного рішення виступає можливість одночасного незалежного керування декількома гідравлічними виконавчими механізмами з оптимізацією енергетичних параметрів для кожного окремого потоку робочої рідини.

Насосна установка системи функціонує на основі аксіально-поршневого насоса зі змінним робочим об'ємом та регульованою швидкістю обертання приводного електродвигуна. Математична модель продуктивності насоса описується залежністю:

$$Q_n = \omega_n \cdot V_n \cdot \eta_{об}, \quad (1)$$

де величина Q_n відображає об'ємну продуктивність насоса в м³/с, параметр ω_n визначає кутову швидкість обертання вала насоса в рад/с, V_n

характеризує робочий об'єм насоса в м³/об, а $\eta_{об}$ представляє об'ємний коефіцієнт корисної дії насосного агрегату.

Динамічна зміна тиску в магістралях гідросистеми підпорядковується диференціальному рівнянню:

$$\frac{dp}{dt} = \left(\frac{E}{V}\right) \cdot (Q_H - \sum Q_i - Q_{вит}) \quad (2)$$

Показник p визначає величину тиску у гідравлічній магістралі в Па, E відображає модуль об'ємної пружності робочої рідини в Па, V характеризує об'єм рідини в конкретній ділянці гідросистеми в м³, $\sum Q_i$ представляє сумарну витрату рідини через усі активні споживачі в м³/с, а $Q_{вит}$ відображає об'ємні втрати внаслідок внутрішніх та зовнішніх витоків у м³/с.

Гідравлічний розподільчий модуль реалізовано на базі пропорційних електрогідравлічних розподільників з безпосереднім електронним керуванням положенням золотника. Характеристика витрати через гідророзподільник визначається рівнянням:

$$Q_p = C_d \cdot A \cdot \sqrt{2 \cdot \frac{\Delta p}{\rho}} \quad (3)$$

Величина Q_p характеризує об'ємну витрату рідини через розподільник у м³/с, C_d відображає безрозмірний коефіцієнт витрати, A представляє площу прохідного перерізу в м², Δp визначає перепад тиску на керуючих кромках розподільника в Па, а ρ характеризує густину робочої рідини в кг/м³.

Функціонування виконавчих гідроциліндрів, що забезпечують кінцеве перетворення гідравлічної енергії в механічну роботу, описується системою диференціальних рівнянь:

$$m \cdot \frac{d^2 x}{dt^2} = p_p \cdot A_p - p_z \cdot A_z - F_{тр} - F_H \quad (4)$$

$$\frac{dp_p}{dt} = \left(\frac{E}{V_p}\right) \cdot \left(Q_p - A_p \cdot \frac{dx}{dt}\right) \quad (5)$$

$$\frac{dp_z}{dt} = \left(\frac{E}{V_z}\right) \cdot \left(A_z \cdot \frac{dx}{dt} - Q_z\right) \quad (6)$$

Маса рухомих частин позначається як m в кг, позиція штока гідроциліндра відображається через x в м, показники p_p та p_z представляють тиск відповідно в поршневій та штоковій порожнинах в Па, параметри A_p та A_z визначають ефективні площі поршня в обох порожнинах в м², величини $F_{тр}$ та F_H відображають відповідно силу тертя та зовнішнє навантаження в Н, об'єми поршневої та штокової порожнин позначаються як V_p та V_z в м³, а Q_p , Q_z характеризують витрати рідини в поршневій та штоковій порожнинах в м³/с.

Нейромережевий регулятор багатопотокового електрогідравлічного приводу реалізовано на базі штучної нейронної мережі прямого поширення сигналу з глибокою архітектурою. Структура нейронної мережі складається з вхідного шару, що приймає інформацію від сенсорної підсистеми та сигнали завдання, трьох прихованих шарів для обробки

інформації та вихідного шару, що формує керуючі впливи на виконавчі елементи системи. Топологія нейронної мережі та параметри функцій активації нейронів представлені в таблиці 1.

Таблиця 1

Архітектура нейронної мережі адаптивної системи керування
багатопотоковим електрогідравлічним приводом

Шар нейронної мережі	Кількість нейронів	Функція активації	Тип з'єднань
Вхідний	12	Лінійна	Повнозв'язний
Перший прихований	24	ReLU	Повнозв'язний
Другий прихований	16	ReLU	Повнозв'язний
Третій прихований	8	tanh	Повнозв'язний
Вихідний	6	Сигмоїдна	Повнозв'язний

Джерело: складено автором

Математична формалізація процесу обробки інформації в нейронній мережі може бути представлена наступним чином:

$$aj^{(l)} = \sum wij^{(l)} \cdot yi^{(l-1)} + bj^{(l)} \quad (7)$$

$$yj^{(l)} = f^{(l)}(aj^{(l)}) \quad (8)$$

Активаційний потенціал j -го нейрона в шарі l позначається як $aj^{(l)}$, вагові коефіцієнти синаптичних зв'язків між i -м нейроном шару $(l-1)$ та j -м нейроном шару l представлені як $wij^{(l)}$, вихідний сигнал i -го нейрона шару $(l-1)$ позначається як $yi^{(l-1)}$, зміщення j -го нейрона в шарі l представлено як $bj^{(l)}$, а $f^{(l)}$ визначає функцію активації нейронів шару l .

Адаптивність системи керування забезпечується застосуванням спеціалізованого алгоритму навчання нейронної мережі в режимі реального часу. Навчання нейронної мережі реалізовано за методом зворотного поширення помилки з адаптивним кроком навчання та додатковим моментом. Корекція вагових коефіцієнтів здійснюється за формулою:

$$\Delta wij^{(l)}(k) = \eta(k) \cdot \frac{\partial E}{\partial wij^{(l)}} + \alpha \cdot \Delta wij^{(l)}(k-1) \quad (9)$$

$$wij^{(l)}(k+1) = wij^{(l)}(k) + \Delta wij^{(l)}(k) \quad (10)$$

Приріст вагового коефіцієнта на k -й ітерації навчання позначається як $\Delta wij^{(l)}(k)$, адаптивний коефіцієнт швидкості навчання представлений як $\eta(k)$, частинна похідна функції помилки за ваговим коефіцієнтом відображається через $\frac{\partial E}{\partial wij^{(l)}}$, коефіцієнт інерційності позначається як α , приріст вагового коефіцієнта на попередній ітерації представлений як $\Delta wij^{(l)}(k-1)$, а значення вагового коефіцієнта на наступній ітерації позначається як $wij^{(l)}(k+1)$.

Адаптивний коефіцієнт швидкості навчання змінюється в процесі функціонування системи залежно від величини градієнта функції помилки та динаміки її зміни:

$$\eta(k) = \eta^0 \cdot \exp(-\beta \cdot \|\nabla E(k)\|) \cdot (1 + \gamma \cdot \operatorname{sgn}(E(k) - E(k-1))) \quad (11)$$

Базове значення коефіцієнта швидкості навчання позначається як η^0 , параметр масштабування впливу величини градієнта представлений як β , норма градієнта функції помилки відображається через $\|\nabla E(k)\|$, коефіцієнт корекції за динамікою зміни помилки позначається як γ , а функція знаку різниці поточної та попередньої помилок представлена як $\operatorname{sgn}(E(k) - E(k-1))$.

Процес навчання нейронної мережі складається з двох етапів: попереднє навчання на експериментальних даних та адаптивне донавчання в процесі експлуатації. Початкове формування вагових коефіцієнтів здійснювалося на основі набору експериментальних даних, отриманих при роботі системи в різних режимах навантаження з використанням класичного ПД-регулятора. Адаптивне донавчання реалізується безпосередньо в процесі експлуатації системи та забезпечує підстроювання параметрів нейронної мережі відповідно до зміни зовнішніх умов та характеристик гідравлічних компонентів.

Експериментальна установка для дослідження багатопотокового електрогідравлічного приводу з адаптивною системою регулювання на базі штучного інтелекту включає насосну станцію зі змінною продуктивністю, блок пропорційних гідророзподільників, систему гідроциліндрів з регульованим навантаженням, комплекс датчиків тиску, положення та витрати, а також мікропроцесорний блок керування з реалізованим нейромережевим регулятором.

Насосна станція експериментальної установки реалізована на базі аксіально-поршневого насоса з електрогідравлічним керуванням продуктивністю та приводним електродвигуном змінного струму з частотним регулюванням швидкості обертання. Максимальна продуктивність насоса становить 120 л/хв при номінальному тиску 25 МПа та максимальній швидкості обертання 1500 об/хв. Керування продуктивністю насоса здійснюється шляхом одночасної зміни кута нахилу поворотної шайби та швидкості обертання приводного електродвигуна, що забезпечує оптимальні енергетичні характеристики в широкому діапазоні робочих режимів.

Гідравлічний розподільчий модуль включає чотири незалежних пропорційних гідророзподільники з електронним керуванням. Максимальна витрата через кожен розподільник становить 80 л/хв при перепаді тиску 1 МПа. Пропорційні електромагніти забезпечують безступінчасте регулювання положення золотника розподільника з точністю позиціонування 0,5% від повного ходу. Керуючий сигнал формується нейромережевим регулятором у вигляді ШІМ-сигналу з

частотою модуляції 200 Гц. Виконавчі механізми експериментальної установки представлені чотирма гідроциліндрами з діаметром поршня 80 мм, діаметром штока 56 мм та ходом 500 мм. Кожен гідроциліндр оснащений магнітострикційним датчиком положення з точністю вимірювання 0,01 мм та частотою оновлення даних 1000 Гц. Система навантаження гідроциліндрів реалізована на основі гідравлічних дроселів зі змінним прохідним перерізом, що дозволяють моделювати різні типи навантаження – активне, реактивне, інерційне. Сенсорна підсистема експериментальної установки включає датчики тиску в основних магістралях та в порожнинах гідроциліндрів, датчики витрати для кожного гідравлічного потоку, датчики положення виконавчих механізмів, датчики температури робочої рідини. Загальна кількість вимірювальних каналів системи становить 36, частота опитування датчиків – 1000 Гц. Мікропроцесорний блок керування реалізовано на базі 32-бітного мікроконтролера з архітектурою ARM Cortex-M7, що працює на частоті 400 МГц та має 2 МБ оперативної пам'яті. Програмне забезпечення мікроконтролера розроблено з використанням мови програмування C++ та спеціалізованих бібліотек для роботи з нейронними мережами. Архітектура програмного забезпечення побудована за модульним принципом з чітким розділенням функцій збору та обробки даних, обчислення нейронної мережі, формування керуючих сигналів та комунікації з зовнішніми системами.

Багатопотоковість гідравлічної системи дозволяє одночасно керувати декількома виконавчими механізмами з оптимізацією енергетичних параметрів для кожного потоку. Взаємовплив паралельних потоків робочої рідини враховується в математичній моделі системи та компенсується нейромережевим регулятором. Експериментальні дослідження демонструють, що одночасна робота всіх чотирьох гідроциліндрів не призводить до суттєвого погіршення точності позиціонування порівняно з режимом роботи одного циліндра.

Таблиця 2

Результати експериментальних досліджень багатопотокового електрогідравлічного приводу з різними системами керування

Параметр	ПІД-регулятор	Нечіткий регулятор	Нейромережевий регулятор
Статична похибка позиціонування, мм	0,28	0,19	0,07
Час перехідного процесу, мс	450	320	180
Перерегулювання, %	14,8	9,3	3,5
Енергоспоживання, кВт·год	1,25	0,98	0,78
Температура робочої рідини після 1 год роботи, °C	63	57	49
Стабільність характеристик при зміні навантаження (зниження точності), %	32	21	8

Джерело: складено автором

Порівняльний аналіз ефективності різних систем керування багатопотоковим електрогідравлічним приводом, представлений у таблиці 2, демонструє суттєві переваги нейромережевого регулятора за всіма ключовими показниками. Особливо вражаючими є результати щодо статичної похибки позиціонування, яка зменшилась у 4 рази порівняно з класичним ПІД-регулятором, та часу перехідного процесу, який скоротився в 2,5 рази. Енергоефективність системи з нейромережевим регулятором підвищилась на 37,6% порівняно з традиційним підходом, що обумовлено оптимізацією режимів роботи насоса та мінімізацією втрат на дроселювання.

Характеристика стабільності роботи системи при зміні навантаження є одним з найважливіших показників для промислових гідроприводів. Експериментальні дослідження демонструють, що нейромережевий регулятор забезпечує високу стабільність характеристик керування при значних змінах навантаження. Зниження точності позиціонування при зміні зовнішнього навантаження від 10% до 90% від номінального становить лише 8% для нейромережевого регулятора, тоді як для ПІД-регулятора цей показник сягає 32%.

Адаптивні властивості розробленої системи керування демонструються також при зміні температурних режимів роботи. Підвищення температури робочої рідини призводить до зміни її в'язкості та, відповідно, характеристик гідравлічної системи. Традиційні системи керування потребують ручного перенастроювання при значних змінах температури, тоді як нейромережевий регулятор автоматично адаптується до нових умов, зберігаючи високу точність керування.

Математичне моделювання динамічних характеристик багатопотокового електрогідравлічного приводу проводилось з використанням розробленої комплексної моделі, що поєднує рівняння гідродинаміки, механіки виконавчих механізмів та моделі нейромережевого регулятора. Зіставлення результатів моделювання з експериментальними даними демонструє високу точність розробленої моделі, що дозволяє використовувати її для оптимізації параметрів гідравлічної системи та налаштування нейромережевого регулятора.

Модель робочої рідини в гідросистемі враховує залежність її фізичних властивостей від температури та тиску. Модуль об'ємної пружності робочої рідини визначається емпіричною залежністю:

$$E = E^0 \cdot (1 + \alpha p \cdot p) \cdot (1 + \alpha T \cdot (T - T^0)) \quad (12)$$

Показник E^0 відображає базовий модуль пружності рідини при нормальних умовах в Па, параметр αp визначає коефіцієнт впливу тиску на модуль пружності в Па⁻¹, величина αT характеризує коефіцієнт впливу температури на модуль пружності в °C⁻¹, T представляє поточну температуру рідини в °C, а T^0 відображає базову температуру в °C.

В'язкість робочої рідини залежить від температури та описується модифікованим рівнянням Вальтера:

$$\mu = \mu^0 \cdot \exp(-\beta T \cdot (T - T^0)) \quad (13)$$

Параметр μ визначає динамічну в'язкість рідини при температурі T в Па·с, μ^0 відображає динамічну в'язкість при базовій температурі T_0 в Па·с, а βT характеризує температурний коефіцієнт в'язкості в $^{\circ}\text{C}^{-1}$.

Особливістю багатопотокової гідравлічної системи є взаємовплив паралельних потоків робочої рідини, що проявляється у зміні тиску в магістралях при зміні навантаження в одному з контурів. Взаємовплив магістралей моделюється на основі рівнянь збереження маси та енергії для розгалуженої гідравлічної мережі:

$$\sum Q_i = 0 \quad (14)$$

$$\sum (p_i \cdot Q_i) = P_H \quad (15)$$

Величина Q_i визначає витрату рідини в i -й гілці гідравлічної мережі в $\text{м}^3/\text{с}$, p_i характеризує тиск в i -й гілці в Па, а P_H відображає гідравлічну потужність насоса в Вт.

Характерною особливістю нейромережевого регулятора є здатність прогнозувати поведінку гідравлічної системи на основі аналізу поточних та попередніх значень параметрів. Прогнозування дозволяє компенсувати затримки в гідравлічній системі та підвищити швидкодію регулювання. Прогнозуюча модель на основі нейронної мережі формується в процесі навчання та постійно уточнюється під час роботи системи.

Попереднє навчання нейронної мережі проводилось на експериментальних даних, отриманих при роботі системи з різними типами навантаження та в різних режимах функціонування. Загальний обсяг навчальної вибірки склав понад 10000 записів, кожен з яких включав значення вхідних параметрів системи (заданих та поточних позицій гідроциліндрів, тисків у гідросистемі, температури робочої рідини) та відповідних керуючих сигналів (положення золотників гідророзподільників, продуктивності насоса). Навчання проводилось з використанням алгоритму зворотного поширення помилки з адаптивним кроком навчання та моментом.

Функція помилки для навчання нейронної мережі визначалась як зважена сума квадратів відхилень фактичних параметрів системи від бажаних:

$$E = \frac{1}{2} \cdot \sum w_i \cdot (y_i - d_i)^2 \quad (16)$$

Параметр w_i визначає ваговий коефіцієнт для i -го вихідного параметра, y_i характеризує фактичне значення i -го параметра, а d_i відображає бажане значення i -го параметра.

Адаптивне донавчання нейронної мережі в процесі експлуатації системи реалізується з використанням модифікованого алгоритму зворотного поширення помилки з обмеженням швидкості зміни вагових коефіцієнтів для забезпечення стабільності роботи системи. Максимальна швидкість зміни вагових коефіцієнтів обмежується відповідно до формули:

$$|\Delta w_{ij}^{(1)}(k)| \leq \Delta w_{\max} \cdot \exp\left(-\delta \cdot \frac{|E(k) - E(k-1)|}{E(k)}\right) \quad (17)$$

Показник Δw_{max} визначає максимально допустиму зміну вагового коефіцієнта за одну ітерацію, параметр δ характеризує коефіцієнт чутливості до зміни помилки, $|E(k) - E(k-1)|$ відображає абсолютну величину зміни функції помилки, а $E(k)$ представляє поточне значення функції помилки.

Важливим аспектом практичної реалізації нейромережевого регулятора є оптимізація обчислювальних алгоритмів для забезпечення функціонування в режимі реального часу на мікроконтролерній платформі з обмеженими обчислювальними ресурсами. Розроблені алгоритми оптимізації включають квантування вагових коефіцієнтів, використання таблиць пошуку для функцій активації, паралельні обчислення для незалежних нейронів, розріджені матриці вагових коефіцієнтів. Застосування зазначених підходів дозволило скоротити час обчислення однієї ітерації нейронної мережі до 0,8 мс, що забезпечує можливість роботи системи з частотою оновлення керуючих сигналів 1000 Гц. Практичне впровадження багатопотокового електрогідравлічного приводу з адаптивною системою регулювання на базі штучного інтелекту демонструє значний потенціал для покращення характеристик промислового гідравлічного обладнання. Промислові випробування розробленої системи на гідравлічному маніпуляторі показали підвищення продуктивності на 27%, зниження енергоспоживання на 34% та збільшення точності позиціонування в 3,2 рази порівняно з традиційними гідравлічними системами [7]. Перспективні напрямки подальшого розвитку включають дослідження можливостей застосування глибоких нейронних мереж для керування багатопотоковими гідравлічними системами підвищеної складності, розробку самоналагоджувальних нейромережевих регуляторів з динамічною зміною архітектури, інтеграцію методів машинного навчання з підкріпленням для підвищення ефективності адаптації системи керування до змінних умов експлуатації [8].

Важливим аспектом практичного впровадження адаптивних систем керування на базі штучного інтелекту є забезпечення надійності функціонування в умовах реального виробництва. Розроблена система включає алгоритми самодіагностики та самоконтролю, що дозволяють виявляти аномалії в роботі гідравлічних компонентів та електронних підсистем. Алгоритми самодіагностики базуються на аналізі відхилень фактичних параметрів системи від прогнозованих нейронною мережею значень та дозволяють виявляти поступові деградації компонентів до виникнення критичних відмов.

Висновки та перспективи досліджень. Проведені теоретичні та експериментальні дослідження багатопотокового електрогідравлічного приводу з адаптивною системою регулювання на базі штучного інтелекту підтверджують ефективність запропонованого підходу до керування складними гідравлічними системами. Розроблений нейромережевий регулятор демонструє суттєві переваги порівняно з традиційними

системами керування за ключовими показниками – точністю позиціонування, швидкодією, енергоефективністю та здатністю адаптуватися до змінних умов експлуатації. Математична модель багатопотокового електрогідравлічного приводу, що враховує нелінійні характеристики гідравлічних компонентів, взаємовплив паралельних потоків робочої рідини та динаміку змінного навантаження, забезпечує можливість ефективного навчання та налаштування нейромережевого регулятора. Комплексний підхід до моделювання, що поєднує рівняння гідродинаміки з нейромережевими методами прогнозування, дозволяє враховувати широкий спектр факторів, які впливають на динаміку гідроприводу.

Експериментальні дослідження показали, що впровадження адаптивної системи регулювання на базі штучного інтелекту забезпечує зниження енергоспоживання багатопотокового електрогідравлічного приводу на 34%, підвищення точності позиціонування в 3,2 рази та зменшення часу перехідних процесів у 2,5 рази порівняно з традиційними ПІД-регуляторами. Особливо вражаючими є результати щодо стабільності характеристик при зміні умов експлуатації – зниження точності позиціонування при зміні навантаження для нейромережевого регулятора становить лише 8%, тоді як для ПІД-регулятора цей показник досягає 32%.

Запропонована методика синтезу нейромережевого регулятора, що включає попереднє навчання на експериментальних даних та адаптивне донавчання в процесі експлуатації, забезпечує високу точність керування в широкому діапазоні режимів роботи гідроприводу. Розроблені алгоритми оптимізації обчислень дозволяють реалізувати нейромережевий регулятор на стандартній мікроконтролерній платформі з забезпеченням необхідної швидкодії для керування в режимі реального часу.

Результати промислових випробувань підтверджують економічну ефективність впровадження багатопотокових електрогідравлічних приводів з адаптивними системами регулювання на базі штучного інтелекту. Зниження енергоспоживання, підвищення продуктивності обладнання та зменшення витрат на технічне обслуговування забезпечують швидку окупність інвестицій у модернізацію гідравлічних систем. Розроблена технологія має широкі перспективи застосування в різних галузях промисловості, зокрема в будівельній та дорожній техніці, металообробному обладнанні, системах автоматизації технологічних процесів, аерокосмічній техніці.

Література

1. Ge L., Quan L., Zhang X., Zhao B., Yang J. Efficiency improvement and evaluation of electric hydraulic excavator with speed and displacement variable pump. *Energy Convers. Manage.* 2017. Vol. 150. P. 62–71.

2. Guan C., Duan Y., Zhai J., Han D. Hydraulic dynamics in split fuel injection on a common rail system and their artificial neural network prediction. *Fuel*. 2019. Vol. 255. P. 115792.
3. Hao Y., Quan L., Qiao S., Lianpeng X., Wang X. Coordinated control and characteristics of an integrated hydraulic–electric hybrid linear drive system. *IEEE/ASME Trans. Mechatronics*. 2022. Vol. 27, No. 2. P. 1138–1149.
4. Lyu L., Chen Z., Yao B. Development of pump and valves combined hydraulic system for both high tracking precision and high energy efficiency. *IEEE Trans. Ind. Electron*. 2019. Vol. 66, No. 9. P. 7189–7198.
5. Ranjan P., Wratt G., Bhola M., Mishra S. K., Das J. A novel approach for the energy recovery and position control of a hybrid hydraulic excavator. *ISA Trans*. 2020. Vol. 99. P. 387–402.
6. Tran D. T., Nguyen M. N., Ahn K. K. RBF Neural Network Based Backstepping Control for an Electrohydraulic Elastic Manipulator. *Appl. Sci*. 2019. Vol. 9. P. 2237.
7. Wratt G., Bhola M., Ranjan P., Mishra S. K., Das J. Energy saving and Fuzzy-PID position control of electro-hydraulic system by leakage compensation through proportional flow control valve. *ISA Trans*. 2020. Vol. 101. P. 269–280.
8. Yao Z., Yao J., Sun W. Adaptive RISE control of hydraulic systems with multilayer neural-networks. *IEEE Trans. Ind. Electron*. 2019. Vol. 66, No. 11. P. 8638–8647.

References

1. Lyu, L., Chen, Z., & Yao, B. (2019). Development of pump and valves combined hydraulic system for both high tracking precision and high energy efficiency. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 66(9), 7189-7198.
2. Hao, Y., Quan, L., Qiao, S., Lianpeng, X., & Wang, X. (2022). Coordinated control and characteristics of an integrated hydraulic-electric hybrid linear drive system. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 27(2), 1138-1149.
3. Guan, C., Duan, Y., Zhai, J., & Han, D. (2019). Hydraulic dynamics in split fuel injection on a common rail system and their artificial neural network prediction. *Fuel*, 255, 115792.
4. Ranjan, P., Wratt, G., Bhola, M., Mishra, S. K., & Das, J. (2020). A novel approach for the energy recovery and position control of a hybrid hydraulic excavator. *ISA Transactions*, 99, 387-402.
5. Yao, Z., Yao, J., & Sun, W. (2019). Adaptive RISE control of hydraulic systems with multilayer neural-networks. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 66(11), 8638-8647.
6. Ge, L., Quan, L., Zhang, X., Zhao, B., & Yang, J. (2017). Efficiency improvement and evaluation of electric hydraulic excavator with speed and displacement variable pump. *Energy Conversion and Management*, 150, 62-71.
7. Tran, D. T., Nguyen, M. N., & Ahn, K. K. (2019). RBF Neural Network Based Backstepping Control for an Electrohydraulic Elastic Manipulator. *Applied Sciences*, 9, 2237.
8. Wratt, G., Bhola, M., Ranjan, P., Mishra, S. K., & Das, J. (2020). Energy saving and Fuzzy-PID position control of electro-hydraulic system by leakage compensation through proportional flow control valve. *ISA Transactions*, 101, 269-280.

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor **Dmytro Lozinskyi**,
lozinskyi_dmitriy@vntu.edu.ua, ORCID: 0000-0002-1077-1621

Graduate student **Oleksandr Kavetskiy**,
kavetskiy98@gmail.com, ORCID: 0009-0001-9468-8234

Vinnytsia National Technical University

MULTI-FLOW ELECTROHYDRAULIC DRIVE WITH ADAPTIVE CONTROL SYSTEM BASED ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE

The article addresses the problem of improving the efficiency of hydraulic systems through the implementation of multi-flow electrohydraulic drives with adaptive control systems based on artificial intelligence. The relevance of developing intelligent control algorithms for hydraulic systems to reduce energy consumption, improve positioning accuracy, and adapt to variable operating conditions is substantiated. A mathematical model of a multi-flow electrohydraulic drive has been developed, taking into account the nonlinear characteristics of hydraulic components, the interaction of parallel fluid flows, and the dynamics of variable loads. The architecture of a neural network for adaptive control of an electrohydraulic drive and a methodology for its training, including a preliminary stage on experimental data and adaptive retraining during operation, are proposed. The results of experimental studies are presented, confirming the significant advantages of the neural network controller compared to traditional control systems. It is shown that the implementation of an adaptive control system based on artificial intelligence provides reduced energy consumption, improved positioning accuracy, and reduced transition process times. Particular attention is paid to the stability of characteristics when changing operating conditions and temperature regimes. Practical aspects of implementing a neural network controller on a microcontroller platform with limited computing resources are considered. The economic efficiency of implementing multi-flow electrohydraulic drives with adaptive control systems based on artificial intelligence in various industries is substantiated.

Keywords: multi-flow electrohydraulic drive; adaptive control system; artificial intelligence; neural network; energy efficiency; positioning; machine learning.