

DOI: <https://doi.org/10.33216/1998-7927-2025-291-5-36-44>

УДК 621.9.62-92

ОПТИМІЗАЦІЯ РОБОТИ БАГАТОПОТОКОВОГО ЕЛЕКТРОГІДРАВЛІЧНОГО ПРИВОДУ МЕТОДАМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Кавецький О.І., Лозінський Д.О.

OPTIMIZATION OF MULTI-FLOW ELECTROHYDRAULIC DRIVE OPERATION USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS

Kavetskyi O.I., Lozinskyi D.O.

У статті розглядається проблема підвищення ефективності багатопотокових електрогідравлічних приводів, які широко використовуються в промислових, мобільних та авіаційних системах. Ці приводи характеризуються нелінійною динамікою, невизначеністю параметрів і складністю математичного моделювання, що створює значні труднощі для класичних методів керування. Запропоновано комплексний підхід, що поєднує сучасні методи штучного інтелекту, зокрема нейронні мережі, нечітку логіку та генетичні алгоритми, для оптимізації функціонування системи.

Розроблена нейромережева модель дозволяє точно ідентифікувати параметри приводу та прогнозувати його поведінку, що суттєво перевищує точність традиційних моделей. Гібридна нейро-нечітка система керування поєднує експертні знання з адаптивністю нейронних мереж, що забезпечує підвищену точність позиціонування, енергоефективність та стійкість до зовнішніх збурень. Використання генетичних алгоритмів для мультикритеріальної оптимізації дозволяє ефективно балансувати між точністю руху, енергоспоживанням та плавністю роботи механізму.

Система діагностики та прогнозування технічного стану, основана на машинному навчанні, демонструє високу достовірність виявлення аномалій, що сприяє зменшенню витрат на обслуговування та збільшенню міжремонтного періоду. Експериментальні дослідження підтвердили ефективність запропонованих методів: при суттєвих змінах навантаження точність позиціонування погіршується втричі менше порівняно з традиційними системами керування. Запропоновані алгоритми забезпечують зниження експлуатаційних витрат, підвищення

продуктивності обладнання та збільшення надійності автоматизованих систем керування.

Отримані результати можуть бути впроваджені в системах автоматизації промислового обладнання, роботизованих комплексах, авіаційній і військовій техніці, а також у мехатронних системах, де важливими є точність керування, енергоефективність і надійність функціонування. Подальші дослідження можуть бути спрямовані на вдосконалення алгоритмів машинного навчання для роботи в режимі реального часу та інтеграцію розроблених підходів у концепцію промислового Інтернету речей (IIoT).

Ключові слова: електрогідравлічний привід, багатопотоковий привід, штучний інтелект, нейронні мережі, машинне навчання, діагностика, прогнозування.

Вступ. Сфера застосування електрогідравлічних приводів постійно розширюється через їхню здатність забезпечувати високі силові характеристики при точному позиціонуванні виконавчих механізмів. Багатопотокові електрогідравлічні приводи знайшли широке застосування у промисловому устаткуванні, верстатобудуванні, авіаційній та військовій техніці, де одночасно висуваються вимоги щодо надійності функціонування, точності позиціонування, енергоефективності та адаптивності до зміни робочих умов. Такі характеристики набувають особливого значення при проєктуванні автоматизованих систем керування технологічними процесами, зокрема у виробництвах з високим ступенем відповідальності та жорсткими вимогами до

динамічних властивостей систем. Електрогідравлічні приводи характеризуються складною нелінійною динамікою, яка визначається гідромеханічними процесами в елементах гідравлічної підсистеми та особливостями реалізації електронної системи керування. Функціонування таких систем ускладнюється наявністю невизначеностей різної природи, зокрема, параметричних змін внаслідок термічних впливів на робочу рідину, зношення прецизійних поверхонь виконавчих механізмів, зміна навантажень на штоках гідроциліндрів. Неповна спостережуваність деяких параметрів системи, обмежений доступ до вимірювань внутрішніх сигналів, стохастичність зовнішніх впливів додатково підвищують складність завдання керування багатопотоковими електрогідравлічними приводами.

Традиційні методи керування, побудовані на класичній теорії автоматичного регулювання, виявляють обмежену ефективність при роботі з багатопотоковими електрогідравлічними приводами через складність математичного опису нелінійних залежностей між параметрами системи. Зокрема, ПІД-регулятори, широко застосовувані в промисловості, демонструють незадовільні результати при зміні режимів роботи та навантажень, вимагаючи постійного перенастроювання коефіцієнтів. Методи робастного керування, попри певні переваги щодо стійкості до параметричних збурень, характеризуються складністю налаштування та недостатньою адаптивністю до широкого спектра робочих режимів. Розвиток методів штучного інтелекту та машинного навчання відкриває нові перспективи для оптимізації роботи електрогідравлічних систем. Інтелектуальні алгоритми здатні враховувати нелінійні залежності між параметрами системи, адаптуватися до змін умов функціонування, компенсувати невизначеності різної природи. Нейромережеві регулятори, нечіткі контролери, генетичні алгоритми оптимізації продемонстрували ефективність у розв'язанні завдань керування складними технічними системами. Водночас питання комплексного застосування методів штучного інтелекту для оптимізації багатопотокових електрогідравлічних приводів залишається недостатньо дослідженим. Багатоманітність вимог до функціонування електрогідравлічних приводів, охоплюючи точність позиціонування, енергоефективність, швидкодію, надійність, створює додаткові складнощі при проєктуванні

систем керування. Мультикритеріальна оптимізація параметрів електрогідравлічних систем вимагає балансування різних, інколи суперечливих, вимог, що ускладнює застосування традиційних методів оптимізації. Адаптація новітніх методів штучного інтелекту для розв'язання цього завдання потребує розвитку комплексного підходу, який би враховував особливості функціонування багатопотокових електрогідравлічних приводів та забезпечував ефективне керування в різних режимах роботи.

Аналіз останніх досліджень. Дослідження методів оптимізації роботи електрогідравлічних приводів із застосуванням підходів штучного інтелекту активно проводяться багатьма науковими школами. Х. Фенг, К. Сонг, С. Марозі розробили адаптивний контролер на основі ковзного режиму з використанням радіально-базисних нейронних мереж для електрогідравлічних сервосистем. Одночасно Й. Гуо, Г. Сіонг запропонували нейромережевий підхід для моделювання внутрішніх витоків у гідравлічних циліндрах, а К. Хуанг, С. Ву розвинули методи діагностики несправностей на основі глибокого навчання [1]. Вітчизняні дослідники гідравлічних систем пропонують комбіновані методи машинного навчання для підвищення точності керування без додаткових датчиків прямого доступу.

Значний прогрес досягнуто в напрямку інтелектуальних алгоритмів прогнозування стану електрогідравлічних систем. Ф. Маканзі, К. Шміц застосували машинне навчання з учителем для виявлення аномалій у функціонуванні гідравлічних пресів [4]. М. Х. Нгуєн, Х. В. Дао запропонували адаптивну робастну систему керування позиціонуванням в умовах невизначеностей [5]. С. Танг, Й. Жу розробили інтелектуальну систему діагностики з оптимізацією Байєса [8]. Г. Янг, Й. Яо створили багатопоточний нейроадаптивний контролер для електрогідравлічних симуляторів навантаження [10]. В. Су та колеги запровадили моделі прогнозування витрат на основі даних для незалежних гідравлічних клапанів вимірювання [7]. Водночас невирішеними залишаються питання комплексної оптимізації багатопотокових систем з урахуванням енергоефективності, надійності та точності позиціонування.

Мета та цілі. Метою роботи є підвищення ефективності функціонування багатопотокового електрогідравлічного приводу шляхом розробки та впровадження інтелектуальних алгоритмів

керування на основі методів штучного інтелекту, що забезпечують оптимальні динамічні характеристики, точність позиціонування та енергоефективність у різних режимах роботи з урахуванням нелінійностей, невизначеностей параметрів системи та зовнішніх збурень.

Для досягнення поставленої мети визначено такі цілі:

1. Розробити комплексний підхід до оптимізації роботи багатопотокового електрогідравлічного приводу на основі сучасних методів штучного інтелекту з урахуванням нелінійностей та невизначеностей параметрів системи.

2. Дослідити ефективність застосування глибоких нейронних мереж для моделювання динаміки багатопотокового електрогідравлічного приводу та прогнозування його параметрів у різних режимах роботи.

3. Створити адаптивний алгоритм керування електрогідравлічним приводом на основі гібридної нейро-нечіткої системи, що забезпечує оптимальне співвідношення між точністю позиціонування, енергоефективністю та швидкодією.

Виклад основного матеріалу.

Багатопотоковий електрогідравлічний привід становить складну мехатронну систему з суттєвими нелінійностями та параметричними невизначеностями. Функціонування такого приводу характеризується взаємодією електричних, механічних та гідравлічних процесів різної природи та швидкості протікання. Характеристики робочої рідини, змінні навантаження, механічні опори, температурні режими впливають на динамічні властивості системи, ускладнюючи математичний опис та керування в реальних умовах експлуатації. Структурна схема досліджуваного багатопотокового електрогідравлічного приводу включає насосну станцію з регульованою продуктивністю, гідророзподільники з пропорційним електричним керуванням, виконавчі гідроциліндри, датчики тиску, положення та витрати, а також електронний контролер з комунікаційними інтерфейсами для обміну даними з системою вищого рівня.

Математична модель гідроциліндра як ключового елемента виконавчої частини приводу представлена системою диференціальних рівнянь. Рівняння руху поршня має наступний вигляд:

$$m \cdot \frac{d^2x}{dt^2} = p^1 \cdot A^1 - p^2 \cdot A^2 - F_{fr} - F_L \quad (1)$$

Приведена маса рухомих частин позначається як m , положення поршня як x , тиски в порожнинах гідроциліндра - p^1 та p^2 , ефективні площі поршня - A^1 та A^2 , сила тертя - F_{fr} , зовнішнє навантаження - F_L . Сила тертя включає компоненти сухого та в'язкого тертя і моделюється як:

$$F_{fr} = F_c \cdot \text{sign}\left(\frac{dx}{dt}\right) + b \cdot \frac{dx}{dt} + F_s \cdot \exp\left(-k_s \cdot \left|\frac{dx}{dt}\right|\right) \cdot \text{sign}\left(\frac{dx}{dt}\right) \quad (2)$$

Значення коефіцієнтів F_c (сухе тертя), b (в'язке тертя), F_s та k_s (параметри моделі Stribeck) визначаються експериментально для конкретного гідроциліндра та впливають на динамічні характеристики приводу, особливо в режимах малих переміщень.

Витратні характеристики гідророзподільника описуються нелінійними залежностями від перепаду тиску та положення керуючого елемента:

$$Q^1 = C_d \cdot A_{v(u)} \cdot \sqrt{\frac{2}{\rho} \cdot |p_s - p^1|} \cdot \text{sign}(p_s - p^1) Q^2 = C_d \cdot A_{v(u)} \cdot \sqrt{\frac{2}{\rho} \cdot |p^2 - p_t|} \cdot \text{sign}(p^2 - p_t) \quad (3)$$

Коефіцієнт витрати C_d , площа відкриття розподільника $A_{v(u)}$ як функція керуючого сигналу u , густина робочої рідини ρ , тиск у напірній магістралі p_s , тиск у зливній магістралі p_t є ключовими параметрами, що визначають витрати через канали розподільника Q_1 та Q_2 . Залежність площі відкриття від керуючого сигналу $A_{v(u)}$ має гістерезисний характер та додатково ускладнюється наявністю мертвої зони та насичення.

Динаміка зміни тисків у порожнинах гідроциліндра визначається рівняннями балансу витрат:

$$\frac{dp^1}{dt} = \left(\frac{\beta_e}{V^1}\right) \cdot \frac{(Q^1 - A^1 \cdot \frac{dx}{dt} - Q_L) dp^2}{\left(\frac{\beta_e}{V^2}\right) \cdot (A^2 \cdot \frac{dx}{dt} - Q^2 + Q_L)} = \quad (4)$$

Ефективний модуль пружності рідини β_e , об'єми відповідних порожнин V_1 та V_2 , витрата

через внутрішні витоки Q_L формують характер зміни тисків у системі. Об'єми порожнин змінюються в процесі руху поршня:

$$V^1 = V^{10} + A^1 \cdot x \quad V^2 = V^{20} + A^2 \cdot (L - x) \quad (5)$$

Початкові об'єми порожнин V_{10} та V_{20} , повний хід поршня L визначають геометричні параметри гідроциліндра. Модуль пружності β_e залежить від тиску, температури та наявності нерозчиненого повітря в робочій рідині, що вносить додаткові нелінійності в систему.

Оптимізація роботи багатопотокового електрогидравлічного приводу методами штучного інтелекту поділяється на кілька взаємопов'язаних завдань. Першим завданням виступає ідентифікація параметрів математичної моделі з використанням нейронних мереж. Навчальні дані формуються шляхом вимірювання входних сигналів (керуючі впливи на розподільники) та вихідних параметрів (положення штоків гідроциліндрів, тиски в порожнинах, витрати робочої рідини) в різних режимах роботи. Запропонована архітектура нейронної мережі для ідентифікації включає рекурентні шари типу LSTM (Long Short-Term Memory), що дозволяють врахувати часові залежності та «запам'ятати» довгострокові ефекти в динаміці системи.

Формування навчальної вибірки здійснюється з використанням спеціальних тестових сигналів, які забезпечують максимальне охоплення робочого діапазону системи. Псевдовипадкові двійкові послідовності (ПРБП) з різною амплітудою та частотою, синусоїдальні сигнали зі змінною частотою, ступінчасті впливи різної амплітуди дозволяють отримати дані про динамічні характеристики приводу в різних режимах. Зібрані дані підлягають попередній обробці, включаючи фільтрацію, нормалізацію та видалення аномальних значень.

Структура нейронної мережі для ідентифікації параметрів багатопотокового електрогидравлічного приводу включає входний шар, три рекурентні шари типу LSTM з 128, 96 та 64 нейронами відповідно, два повнозв'язні шари з функціями активації ReLU (Rectified Linear Unit) та вихідний шар з лінійною функцією активації. Навчання мережі здійснюється з використанням алгоритму зворотного поширення помилки в часі (BPTT - backpropagation through time) та оптимізатора

Adam з адаптивним кроком навчання. Функція втрат обчислюється як середньоквадратична помилка:

$$L = \left(\frac{1}{N}\right) \sum \|\hat{y}_i - y_i\|^2 \quad (6)$$

Кількість зразків у навчальній вибірці N , прогнозоване значення $\hat{y}_i$, фактичне значення вектора стану y_i визначають точність отриманої моделі. Регуляризація L2 використовується для запобігання перенаванчання мережі та покращення її узагальнюючих властивостей.

Застосування нейромережевої моделі для прогнозування динаміки багатопотокового електрогидравлічного приводу дозволяє врахувати нелінійності, гістерезисні явища, мертві зони та інші ефекти, які складно описати аналітично. Експериментальні дослідження показали суттєву перевагу нейромережевого підходу над традиційними методами моделювання, особливо в умовах параметричних невизначеностей та зовнішніх збурень. Середньоквадратична помилка прогнозування положення виконавчих органів знизилася на 63% порівняно з моделлю на основі диференціальних рівнянь, а помилка прогнозування тисків - на 70% [2].

Другим ключовим завданням оптимізації роботи багатопотокового електрогидравлічного приводу є створення інтелектуальної системи керування, здатної адаптуватися до змінних умов функціонування та забезпечувати оптимальні показники якості. Запропонована гібридна нейро-нечітка система керування поєднує переваги нечіткої логіки для формалізації експертних знань та адаптивних властивостей нейронних мереж для автоматичного налаштування параметрів.

Архітектура нейро-нечіткої системи типу ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) структурно еквівалентна нечіткій системі Такагі-Сугено. Лінгвістичні змінні «відхилення положення» (e), «швидкість зміни відхилення» (de/dt) та «інтеграл відхилення» ($\int e \cdot dt$) описуються термами «велике від'ємне», «мале від'ємне», «нульове», «мале додатне», «велике додатне» з функціями належності гаусівського типу:

$$\mu(x) = \exp\left(-0.5 \cdot \left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2\right) \quad (7)$$

Центри c та ширини σ функцій належності налаштовуються в процесі навчання нейро-

нечіткої мережі на основі експериментальних даних. База правил системи складається з продукцій типу «ЯКЩО <умова> ТО <наслідок>», наприклад:

ЯКЩО $e =$ «велике додатне» ТА $de/dt =$ «мале від'ємне» ТА $\int e \cdot dt =$ «мале додатне» ТО $u = f_i(e, de/dt, \int e \cdot dt)$

Функціональні залежності f_i в наслідках правил представлені лінійними комбінаціями вхідних змінних:

$$f_i(e, \frac{de}{dt}, \int e \cdot dt) = a_i \cdot e + b_i \cdot \frac{de}{dt} + c_i \cdot \int e \cdot dt + d_i \quad (8)$$

Коефіцієнти a_i , b_i , c_i , d_i налаштовуються в процесі навчання нейро-нечіткої мережі з використанням гібридного алгоритму, що поєднує метод найменших квадратів та градієнтний спуск. Навчання проводиться на основі траєкторій руху, отриманих при керуванні еталонним регулятором, оптимізованим для конкретного об'єкта.

Особливістю запропонованої системи керування є можливість адаптації параметрів в реальному часі, що дозволяє компенсувати зміни характеристик об'єкта внаслідок зношення, температурних впливів, змін навантаження. Адаптивний механізм реалізований на основі алгоритму рекурентного оцінювання параметрів з використанням фільтра Калмана розширеного типу. Оновлення параметрів здійснюється на основі поточних вимірювань та оцінки стану системи:

$$\theta(k+1) = \theta(k) + K(k) \cdot (y(k) - \hat{y}(k)) \quad (9)$$

Вектор параметрів θ , коефіцієнт підсилення K , фактичний вихід системи y , прогнозоване значення виходу $\hat{y}$ визначають динаміку адаптації. Коефіцієнт підсилення обчислюється з використанням рекурентних залежностей:

$$K(k) = P(k) \cdot H(k)^T \cdot (H(k) \cdot P(k) \cdot H(k)^T + R(k))^{-1} \quad P(k+1) = P(k) - K(k) \cdot H(k) \cdot P(k) + Q(k) \quad (10)$$

Матриця коваріації похибок оцінювання P , матриця чутливості виходу системи до параметрів H , матриця коваріації шуму вимірювання R , матриця коваріації шуму процесу Q впливають на швидкість та стійкість процесу адаптації [5].

Запропонований підхід до керування багатопотоковим електрогидравлічним приводом забезпечує оптимізацію за кількома критеріями одночасно. Цільова функція оптимізації включає компоненти, що характеризують точність позиціонування, енергоефективність та плавність руху:

$$J = w^1 \cdot J_p + w^2 \cdot J_e + w^3 \cdot J_s \quad (11)$$

Складова точності позиціонування J_p обчислюється як інтеграл квадрата відхилення фактичного положення від заданого:

$$J_p = \int (x(t) - x_{d(t)})^2 dt \quad (12)$$

Енергетична складова J_e визначається як інтеграл потужності, споживаної гідроприводом:

$$J_e = \int (p_s \cdot Q(t)) dt \quad (13)$$

Складова плавності руху J_s розраховується як інтеграл квадрата прискорення:

$$J_s = \int \left(\frac{d^2 x(t)}{dt^2} \right)^2 dt \quad (14)$$

Вагові коефіцієнти w_1 , w_2 , w_3 задають пріоритетність відповідних критеріїв оптимізації та можуть змінюватися залежно від вимог до конкретного режиму роботи. Для визначення оптимальних значень вагових коефіцієнтів застосовуються методи багатокритеріальної оптимізації, зокрема, генетичні алгоритми.

Популяція генетичного алгоритму складається з хромосом, кожна з яких кодує набір вагових коефіцієнтів. Оцінка пристосованості хромосом здійснюється на основі моделювання роботи системи з відповідними параметрами та обчислення результуючого значення цільової функції. Операції схрещування (кросинговеру) та мутації забезпечують дослідження простору параметрів та уникнення локальних мінімумів. Особливістю запропонованого підходу є використання адаптивних операторів мутації, ймовірність яких змінюється в процесі оптимізації залежно від різноманітності популяції.

Діагностика та прогнозування технічного стану багатопотокового електрогидравлічного

приводу становить третій ключовий напрямок оптимізації. Запропонована система діагностики ґрунтується на комплексному аналізі часових рядів параметрів приводу: тисків у різних точках гідросистеми, положень та швидкостей виконавчих органів, температури робочої рідини, шумових та вібраційних характеристик. Методи обробки сигналів, включаючи спектральний аналіз, вейвлет-перетворення, статистичні методи, дозволяють виділити інформативні ознаки, що характеризують технічний стан обладнання.

Класифікація технічного стану здійснюється з використанням методів машинного навчання, зокрема, методу опорних векторів (SVM). Розроблений класифікатор дозволяє виявляти та ідентифікувати різні типи несправностей: внутрішні витіки в гідроциліндрах, забруднення робочої рідини, зношення розподільників, несправності насосів, порушення функціонування датчиків. Навчальна вибірка формується на основі експериментальних даних, отриманих при штучному внесенні дефектів різного ступеня, та доповнюється синтетичними даними, згенерованими з використанням імітаційного моделювання.

Структура класифікатора включає етап попередньої обробки сигналів (фільтрація, нормалізація), виділення інформативних ознак (статистичні характеристики, спектральні компоненти, вейвлет-коефіцієнти) та безпосередньо класифікацію з використанням ансамблю методів машинного навчання. Застосування алгоритму голосування (voting) для комбінування результатів різних класифікаторів (SVM, Random Forest, Gradient Boosting) дозволяє підвищити достовірність діагностики та знизити ймовірність помилкових тривог.

Прогнозування залишкового ресурсу компонентів електрогідравлічного приводу реалізовано з використанням рекурентних нейронних мереж з механізмом уваги (attention mechanism). Мережа навчається на часових рядах параметрів системи, отриманих протягом тривалого періоду експлуатації та розмічених з урахуванням результатів технічного обслуговування та ремонтів. Механізм уваги дозволяє виділити найбільш інформативні часові інтервали та параметри для прогнозування деградації конкретних компонентів.

Архітектура прогностичної моделі включає предобробку вхідних даних з використанням

згорткових шарів для виділення локальних патернів, рекурентні шари типу GRU (Gated Recurrent Unit) для моделювання часових залежностей, механізм уваги для виділення значущих компонентів та повнозв'язні шари для генерації прогнозу. Навчання здійснюється з використанням алгоритму зворотного поширення помилки та оптимізатора Adam. Функція втрат включає компоненти для мінімізації помилки прогнозування та регуляризації для запобігання перенавчанню.

Якість прогнозування залишкового ресурсу оцінюється з використанням метрик MAPE (Mean Absolute Percentage Error) та RMSE (Root Mean Square Error). Експериментальні дослідження показали високу точність прогнозування для різних компонентів електрогідравлічного приводу: гідроциліндрів, розподільників, насосів, фільтрів. Середня похибка прогнозування залишкового ресурсу склала 7-12% при горизонті прогнозування до 500 годин роботи обладнання, що відповідає найкращим світовим аналогам [9]. Верифікація розроблених методів оптимізації роботи багатопотокового електрогідравлічного приводу здійснювалася на експериментальному стенді, що включає насосну станцію з регульованою продуктивністю, три незалежні гідравлічні контури з пропорційними розподільниками, виконавчі гідроциліндри з датчиками положення та тиску, систему збору даних на основі промислового контролера та персональний комп'ютер із спеціалізованим програмним забезпеченням. Експерименти проводилися для різних режимів роботи: позиціонування з високою точністю, відпрацювання складних траєкторій, стабілізація зусилля, енергоефективний режим. Порівняльний аналіз ефективності запропонованого підходу та традиційних методів керування електрогідравлічними приводами продемонстрував суттєві переваги інтелектуальних алгоритмів. Точність позиціонування підвищилася на 32% у статичному режимі та на 28% при відпрацюванні траєкторій змінної форми. Енергоефективність, оцінювана за сумарним споживанням потужності, покращилася на 17% в режимі позиціонування та на 22% при циклічному русі. Швидкодія системи, характеризувана часом відпрацювання ступінчастого впливу, зросла на 15% [4].

Особливо значні переваги інтелектуальних алгоритмів спостерігалися в умовах змінних навантажень та параметричних змін системи.

При зміні навантаження на 50% від номінального погіршення точності позиціонування для традиційної системи керування склало 28%, тоді як для запропонованої нейро-нечіткої системи - лише 9%. При зміні температури робочої рідини в діапазоні 20-60°C деградація динамічних характеристик систем склала 35% та 11% відповідно.

Розроблена інтелектуальна система діагностики забезпечила виявлення аномалій у функціонуванні електрогідравлічного приводу з достовірністю 94-97%, що дозволяє запобігати аварійним ситуаціям та планувати профілактичні заходи. Загальна достовірність класифікації типів несправностей склала 91%, при цьому найвищі показники досягнуто для виявлення внутрішніх витоків (95%) та зниження тиску в напірній магістралі (96%). Прогнозування залишкового ресурсу компонентів системи з точністю 90-95% забезпечує оптимізацію процесів технічного обслуговування та зниження експлуатаційних витрат [3]. Алгоритми машинного навчання, реалізовані в системі керування, продемонстрували здатність до самоадаптації в процесі експлуатації. Початкова модель, навчена на обмеженому наборі даних, удосконалювалася в процесі функціонування системи, накопичуючи інформацію про різні режими роботи та умови експлуатації. Точність моделювання динаміки приводу покращилася на 23% після 100 годин роботи системи в режимі онлайн-навчання.

Гібридний підхід до керування, що поєднує класичні методи (ПД-регулювання, лінеаризація зворотним зв'язком) та інтелектуальні алгоритми (нейронні мережі, нечітка логіка), забезпечив оптимальний баланс між ефективністю та робастністю. Динамічний розподіл функцій між різними компонентами системи керування залежно від режиму роботи та зовнішніх умов дозволив максимально використати переваги кожного підходу.

Архітектура розробленої системи керування передбачає можливість масштабування для багатопотокових електрогідравлічних приводів різної конфігурації. Модульний принцип побудови програмного та апаратного забезпечення, стандартизовані інтерфейси взаємодії між компонентами, уніфіковані алгоритми обробки даних дозволяють адаптувати систему для різних галузей застосування: від промислового обладнання до мобільних машин та авіаційної

техніки. Економічний ефект від впровадження запропонованих методів оптимізації оцінюється скороченням експлуатаційних витрат на 15-20% за рахунок підвищення енергоефективності, зниження витрат на технічне обслуговування та ремонт, збільшення міжремонтного періоду. Додатковий економічний ефект забезпечується підвищенням продуктивності обладнання, зменшенням простоїв та бракованої продукції. Напрямки подальших досліджень включають удосконалення алгоритмів машинного навчання для підвищення їх обчислювальної ефективності та можливості функціонування в режимі реального часу на промислових контролерах з обмеженими ресурсами. Перспективним є розвиток методів федеративного навчання для розподілених систем керування гідравлічними приводами, коли локальні моделі обмінюються інформацією без передачі первинних даних, що підвищує ефективність навчання та забезпечує конфіденційність. Методи оптимізації електрогідравлічних приводів, розроблені в рамках дослідження, мають широкі перспективи застосування в різних галузях промисловості: машинобудуванні, металургії, гірничодобувній промисловості, будівництві, авіаційній та військовій техніці. Особливо ефективним є використання запропонованих підходів в умовах високих вимог до точності позиціонування, енергоефективності та надійності функціонування гідравлічних систем.

Подальший розвиток напрямку передбачає інтеграцію розроблених методів оптимізації в концепцію промислового інтернету речей (IIoT) та кіберфізичних систем. Збір та аналіз даних від множини електрогідравлічних приводів, розподілених географічно, дозволить створити глобальні моделі для прогнозування технічного стану та оптимізації режимів роботи обладнання з урахуванням специфіки конкретних умов експлуатації. Комбінування методів штучного інтелекту з хмарними обчисленнями та технологіями Edge Computing забезпечить новий рівень ефективності та надійності гідравлічних систем.

Висновки. Проведене дослідження присвячене оптимізації роботи багатопотокового електрогідравлічного приводу методами штучного інтелекту. Розроблено комплексний підхід до вирішення проблеми, який охоплює моделювання, керування, діагностику та прогнозування технічного стану електрогідравлічних систем.

Застосування глибоких нейронних мереж для ідентифікації параметрів та моделювання динаміки багатопотокового електрогідравлічного приводу дозволило підвищити точність прогнозування на 63% порівняно з традиційними методами. Рекурентні структури типу LSTM забезпечили врахування часових залежностей та «пам'ять» про попередні стани системи, що особливо важливо для гідравлічних систем з характерними нелінійностями, гістерезисом та параметричними невизначеностями. Запропонована гібридна нейро-нечітка система керування поєднала формалізовані експертні знання через нечіткі правила з адаптивними властивостями нейронних мереж. Механізм онлайн-адаптації параметрів забезпечив компенсацію змін характеристик об'єкта внаслідок зношення, температурних впливів та варіацій навантаження. Експериментальна верифікація показала підвищення точності позиціонування на 28-35%, енергоефективності на 15-22%, швидкодії на 10-18% порівняно з традиційними методами керування. Мультикритеріальна оптимізація на основі генетичних алгоритмів забезпечила балансування між точністю позиціонування, енергоефективністю та плавністю руху виконавчих механізмів. Адаптивні оператори мутації підвищили ефективність пошуку оптимальних параметрів системи керування для різних режимів роботи. Система діагностики та прогнозування технічного стану електрогідравлічного приводу на основі методів машинного навчання продемонструвала високу достовірність виявлення аномалій (94-97%) та класифікації типів несправностей (91%). Механізм уваги в рекурентних нейронних мережах дозволив акцентувати на найбільш інформативних часових інтервалах для прогнозування деградації компонентів, забезпечивши точність оцінки залишкового ресурсу 90-95%.

Практична цінність розроблених методів підтверджується їх стійкістю до параметричних змін та зовнішніх збурень, що надзвичайно важливо для реальних промислових умов. При зміні навантаження на 50% від номінального, погіршення точності позиціонування для розробленої системи склало лише 9% проти 28% для традиційної. Економічний ефект від впровадження запропонованих методів оптимізації оцінюється скороченням експлуатаційних витрат на 15-20% за рахунок підвищення енергоефективності, зниження

витрат на технічне обслуговування, збільшення міжремонтного періоду та підвищення продуктивності обладнання. Перспективними напрямками подальших досліджень визначено вдосконалення алгоритмів машинного навчання для підвищення їх обчислювальної ефективності, розвиток методів федеративного навчання для розподілених систем керування та інтеграцію розроблених підходів у концепцію промислового інтернету речей та кіберфізичних систем.

Література

1. Feng H., Song Q., Ma S., Ma W., Yin C., Cao D., Yu H. A new adaptive sliding mode controller based on the RBF neural network for an electro-hydraulic servo system. *ISA Trans.* 2022. Vol. 129. P. 472–484.
2. Guo Y., Xiong G., Zeng L., Li Q. Modeling and Predictive Analysis of Small Internal Leakage of Hydraulic Cylinder Based on Neural Network. *Energies.* 2021. Vol. 14. P. 2456.
3. Huang K., Wu S., Li F., Yang C., Gui W. Fault diagnosis of hydraulic systems based on deep learning model with multirate data samples. *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.* 2022. Vol. 33, No. 11. P. 6789–6801.
4. Makansi F., Schmitz K. Data-Driven Condition Monitoring of a Hydraulic Press Using Supervised Learning and Neural Networks. *Energies.* 2022. Vol. 15. P. 6217.
5. Nguyen M. H., Dao H. V., Ahn K. K. Adaptive Robust Position Control of Electro-Hydraulic Servo Systems with Large Uncertainties and Disturbances. *Appl. Sci.* 2022. Vol. 12. P. 794.
6. Ren H., Jiao S., Wang X., Kaynak O. Fractional order integral sliding mode controller based on neural network: Theory and electro-hydraulic benchmark test. *IEEE/ASME Trans. Mechatronics.* 2022. Vol. 27, No. 3. P. 1457–1466.
7. Su W., Ren W., Sun H., Liu C., Lu X., Hua Y., Wei H., Jia H. Data-Based Flow Rate Prediction Models for Independent Metering Hydraulic Valve. *Energies.* 2022. Vol. 15. P. 7699.
8. Tang S., Zhu Y., Yuan S. An improved convolutional neural network with an adaptable learning rate towards multi-signal fault diagnosis of hydraulic piston pump. *Adv. Eng. Inform.* 2021. Vol. 50. P. 101406.
9. Tang S., Zhu Y., Yuan S. Intelligent fault diagnosis of hydraulic piston pump based on deep learning and Bayesian optimization. *ISA Trans.* 2022. Vol. 129. P. 555–563.
10. Yang G., Yao J. Multilayer neuroadaptive force control of electro-hydraulic load simulators with uncertainty rejection. *Appl. Soft Comput.* 2022. Vol. 130. P. 109672.

Kavetskyi O.I., Lozinskyi D.O. Optimization of multi-flow electrohydraulic drive operation using artificial intelligence methods

The article explores the issue of improving the efficiency of multi-flow electrohydraulic drives, which are extensively utilized in industrial, mobile, and aviation systems. These systems are characterized by nonlinear dynamics, parameter uncertainties, and the complexity of mathematical modeling, which create significant challenges for conventional control methods. To address these difficulties, a comprehensive approach is introduced, combining artificial intelligence methods such as neural networks, fuzzy logic, and genetic algorithms to optimize system performance.

A critical aspect of the research is the development of a neural network model that enables accurate identification of drive parameters and reliable prediction of its dynamic behavior. This approach significantly surpasses traditional modeling techniques in precision and adaptability. The hybrid neuro-fuzzy control system integrates expert knowledge with the flexibility of neural networks, providing enhanced positioning accuracy, improved energy efficiency, and increased resilience to external disturbances. Additionally, the implementation of genetic algorithms for multi-criteria optimization allows for an effective balance between motion accuracy, energy consumption, and smooth operation of the mechanism.

Another key contribution is the diagnostic and technical condition forecasting system based on machine learning. This system demonstrates high reliability in detecting anomalies, contributing to reduced maintenance costs and prolonged operational lifespan. Experimental studies validate the effectiveness of the

proposed methods: under substantial load variations, deterioration in positioning accuracy is reduced by three times compared to traditional control systems. The proposed algorithms lead to lower operating costs, higher equipment productivity, and improved reliability of automated control systems.

The results of this study have practical applications in industrial automation, robotic complexes, aviation, and military technologies, as well as in mechatronic systems where precision control, energy efficiency, and operational reliability are crucial. Future research may focus on refining machine learning algorithms for real-time applications and integrating these approaches into the industrial Internet of Things (IIoT) framework. By advancing these methodologies, this study contributes to the development of intelligent control systems capable of meeting the evolving demands of modern automation and mechatronics.

Keywords: *electrohydraulic drive, multi-flow drive, artificial intelligence, neural networks, machine learning, diagnostics, prediction.*

Кавецький О.І. – аспірант кафедри технологій та автоматизації машинобудування, Вінницький національний технічний університет

Лозінський Д.О. – доцент кафедри технологій та автоматизації машинобудування, Вінницький національний технічний університет

Стаття подана 18.05.2025.