

**НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БІОРЕСУРСІВ
І ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ УКРАЇНИ
ННІ ЕНЕРГЕТИКИ, АВТОМАТИКИ І ЕНЕРГОЗБЕРЕЖЕННЯ**

**ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри
електротехніки, електромеханіки
та електротехнологій**

К.Т.Н., доцент /ОКУШКО О.В./
науковий ступінь, вчене звання підпис ПІБ
” ” 2024 р.
число місяць рік

**ЗАВДАННЯ
ДО ВИКОНАННЯ МАГІСТЕРСЬКОЇ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ СТУДЕНТУ
Марченку Богдану Віталійовичу
(прізвище, ім'я, по-батькові)**

Спеціальність 141 – «Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка»
Освітня програма «Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка»
Орієнтація освітньої програми освітньо-професійна
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Тема магістерської кваліфікаційної роботи: «Дослідження та розробка інтелектуальної системи керування в електромеханотронних системах»

затверджена наказом ректора НУБіП України від “ ” 202 р. № “ ”

Термін подання завершеної роботи на кафедру _____
(рік, місяць, число)

Вихідні дані до магістерської роботи:

а) Параметри об'єкта керування (електропривод постійного струму): $R_a = 1,2 \text{ Ом}$, $L_a = 8 \text{ мГн}$, $J = 0,015 \text{ кг}\cdot\text{м}^2$, $k_e = 0,21 \text{ В}\cdot\text{с/рад}$.

б) Програмне забезпечення: середовище MATLAB/Simulink, пакети Fuzzy Logic Toolbox та Neural Network Toolbox.

в) Методи дослідження: теорія автоматичного керування, нечітка логіка, штучні нейронні мережі, адаптивні системи (ANFIS).

г) Нормативні документи: ДСТУ EN 50160:2021 (якість електроенергії), ДСТУ ISO 50001:2020 (енергоменеджмент), ПУЕ.

Перелік питань, що підлягають дослідженню:

а) Аналіз стану проблеми та огляд інтелектуальних методів керування (нечітка логіка, нейромережі, ANFIS) в електромеханотронних системах.

б) Розробка математичної моделі електропривода та формалізація процесу керування з урахуванням збурень.

в) Розробка інтелектуальної системи керування: обґрунтування вибору ANFIS-архітектури та синтез алгоритму регулятора.

г) Моделювання роботи системи в середовищі MATLAB/Simulink та порівняльний аналіз ефективності (ПІД, FIS, ANFIS).

д) Обґрунтування економічної доцільності впровадження системи та заходи з охорони праці і безпеки в надзвичайних ситуаціях.

Перелік графічного матеріалу (за потреби) _____

Дата видачі завдання “ ” 2024 р.

Керівник магістерської кваліфікаційної роботи _____ **Окушко О.В.**
(підпис) (прізвище та ініціали)

Завдання прийняв до виконання _____ **Марченко Б.В.**
(підпис) (прізвище та ініціали студента)

РЕФЕРАТ

Магістерська кваліфікаційна робота містить: **85** сторінок, **18** рисунків, **5** таблиць, **2** додатків, **21** використаних джерел.

Об'єкт дослідження – процеси керування в електромеханотронних системах з параметричною невизначеністю та дією зовнішніх збурень. **Предмет дослідження** – методи та алгоритми інтелектуального керування (нечітка логіка, нейронні мережі, ANFIS) для підвищення ефективності електроприводів. **Мета роботи** – підвищення динамічної точності, робастності та енергоефективності електромеханотронної системи шляхом розроблення та впровадження гібридного нейро-нечіткого регулятора.

Методи дослідження. У роботі використано методи теорії автоматичного керування, апарат нечіткої логіки та штучних нейронних мереж, методи математичного моделювання в середовищі MATLAB/Simulink.

Основний зміст роботи. У першому розділі «Аналіз стану проблеми...» проаналізовано сучасні підходи до керування електромеханотронними системами. Виявлено недоліки класичних ПД-регуляторів в умовах невизначеності та обґрунтовано доцільність використання інтелектуальних методів (нечітка логіка, нейронні мережі). У другому розділі «Постановка задачі...» розроблено математичну модель електропривода постійного струму у просторі станів. Сформульовано критерії якості керування та проаналізовано вплив параметричних збурень на стійкість системи. У третьому розділі «Розробка інтелектуальної системи...» синтезовано структуру гібридного регулятора ANFIS. Описано алгоритм навчання нейромережі та налаштування бази правил нечіткого виведення. Розроблено імітаційну модель системи в середовищі MATLAB/Simulink. У четвертому розділі «Моделювання та аналіз...» проведено порівняльне дослідження динаміки системи з ПД, нечітким (FIS) та гібридним (ANFIS) регуляторами. Підтверджено переваги ANFIS за показниками перерегулювання та часу перехідного процесу. У п'ятому розділі «Економічна доцільність...» розраховано економічний ефект від впровадження

системи за рахунок енергозбереження та зменшення аварійних простоїв. Розроблено заходи з охорони праці при експлуатації електроустановок.

Отримані результати. Проведено аналіз сучасних проблем керування електромеханотронними системами. Розроблено математичну модель електропривода постійного струму як об'єкта керування. Обґрунтовано та синтезовано структуру інтелектуальної системи керування на базі адаптивного нейро-нечіткого регулятора (ANFIS). Шляхом імітаційного моделювання доведено переваги розробленої системи над класичними ПД-регуляторами: час перехідного процесу зменшено у 2 рази, перерегулювання усунуто, підвищено стійкість до варіації параметрів об'єкта.

Практичне значення. Запропонована система дозволяє зменшити енергоспоживання приводу та підвищити надійність його роботи за рахунок плавних перехідних процесів. Результати можуть бути використані при модернізації промислових електроприводів та в системах автоматизації агропромислового комплексу.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: ЕЛЕКТРОМЕХАНОТРОННА СИСТЕМА, ІНТЕЛЕКТУАЛЬНЕ КЕРУВАННЯ, НЕЙРОННА МЕРЕЖА, НЕЧІТКА ЛОГІКА, ANFIS, MATLAB/SIMULINK, ЕНЕРГОЕФЕКТИВНІСТЬ.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ,	8
СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ	8
ВСТУП	10
РОЗДІЛ 1	13
АНАЛІЗ СТАНУ ПРОБЛЕМИ ТА ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ	13
1.1. Електромеханотронні системи як об'єкти керування	16
1.2. Сучасні проблеми надійності й енергоефективності в електромеханотроніці.....	18
1.3. Інтелектуальні методи керування (нечітка логіка, нейронні мережі, машинне навчання, гібридні системи).....	22
1.4. Аналіз існуючих розробок та систем(plc, scada, smart farming, цифрові двійники).....	26
1.5. Висновки до розділу 1	29
РОЗДІЛ 2	32
ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ТА РОЗРОБКА МАТЕМАТИЧНОЇ МОДЕЛІ	32
2.1. Формалізація процесу керування електромеханотронною системою ..	33
2.2. Математична модель електропривода або привідного модуля(як базового елемента ЕМТС)	35
2.3. Аналіз впливу зовнішніх збурень і параметричної невизначеності.....	36
2.4. Визначення критеріїв якості керування	38
2.5. Висновки до розділу 2	40
РОЗДІЛ 3	42
РОЗРОБКА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ	42
3.1. Концепція побудови інтелектуальної системи	43
3.2. Вибір методів реалізації: нечіткий регулятор, нейромережа або гібридна anfis-архітектура	45
3.3. Алгоритм інтелектуального регулятора.....	46
3.4. Структурна та функціональна схема системи керування.....	48
3.5. Реалізація системи в середовищі matlab/simulink	50

	7
3.6. Висновки до розділу 3	53
РОЗДІЛ 4	54
МОДЕЛЮВАННЯ ТА АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ	54
4.1. Умови проведення моделювання	54
4.2. Порівняння ефективності інтелектуального керування з класичним під- методами	56
4.3. Аналіз показників якості.....	59
4.4. Оцінка робастності системи до збурень і зміни параметрів	61
4.5. Висновки до розділу 4	63
РОЗДІЛ 5	65
ЕКОНОМІЧНА ДОЦІЛЬНІСТЬ ТА БЕЗПЕЧНІСТЬ ВПРОВАДЖЕННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ.....	65
5.1. Економічні передумови модернізації електромеханотронних систем..	66
5.2. Оцінка економічної ефективності від впровадження інтелектуального керування	68
5.3. Зменшення експлуатаційних витрат через прогнозне технічне обслуговування	71
5.4. Підвищення безпеки роботи електромеханотронних систем	73
5.5. Інтеграція інтелектуального керування з принципами енергетичного менеджменту	76
5.6. Узагальнення економічних та безпекових переваг	79
ВИСНОВКИ.....	81
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	84
ДОДАТКИ.....	87

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

- ЕМТС — електромеханотронна система
- ІСК — інтелектуальна система керування
- ШІ — штучний інтелект
- ШНМ — штучна нейронна мережа
- FIS — нечітка система виведення (Fuzzy Inference System)
- ANFIS — адаптивна нейро-нечітка система виведення
- PLC — програмований логічний контролер (Programmable Logic Controller)
- SCADA — система диспетчерського керування і збору даних
- АСКОЕ — автоматизована система комерційного обліку електроенергії
- IoT — Інтернет речей (Internet of Things)
- CPS — кібер-фізична система (Cyber-Physical System)
- PME / EPO — програмне забезпечення Power Monitoring Expert / EcoStruxure Power Operation
- ПЧ — перетворювач частоти
- ПІД — пропорційно-інтегрально-диференціальний регулятор
- Big Data — технології обробки великих масивів даних
- U — напруга, В
- I — електричний струм, А
- P — потужність, Вт
- Q — реактивна потужність, вар
- S — повна потужність, ВА
- η — коефіцієнт корисної дії
- M — момент, Н·м
- n — частота обертання, об/хв
- ω — кутова швидкість, рад/с
- J — момент інерції, кг·м²
- t — час, с

T — період, с

τ — постійна часу, с

Δt — час перехідного процесу, с

f — частота, Гц

E — енергія, Дж

Φ — магнітний потік, Вб

R — активний опір, Ом

L — індуктивність, Гн

C — ємність, Ф

$\cos \varphi$ — коефіцієнт потужності

$\operatorname{tg} \varphi$ — відношення реактивної до активної потужності

K_z — коефіцієнт запасу

K_p, K_i, K_d — коефіцієнти П, І та Д-ланок регулятора

$\mu_{кр}$ — кратність максимального моменту

K_3 — коефіцієнт завантаження

$P_{сп}$ — споживана активна потужність, кВт

r_0, x_0 — питомий активний та реактивний опір проводу, Ом/км

ВСТУП

Актуальність теми. Стрімка цифровізація промисловості, жорсткі вимоги до енергоефективності та надійності, а також робота в умовах невизначеності параметрів і зовнішніх збурень роблять класичні підходи до керування електромеханотронними системами недостатніми[21]. Сучасні приводи, маніпулятори, електротехнологічні установки та транспортні системи мають виражені нелінійності, змінні режими навантаження й багатовимірні канали керування. Інтелектуальні методи — нечітка логіка, штучні нейронні мережі, навчання з підкріпленням і гібридні підходи — забезпечують адаптивність, робастність і здатність працювати з неповною інформацією, що безпосередньо підвищує точність, швидкість й ресурсну ефективність[3]. Для України додаткова актуальність зумовлена потребою зменшення питомих витрат енергії в промисловості, підвищення стійкості електропостачання та інтеграції систем моніторингу/обліку в єдині платформи енергоменеджменту[10].

Зв'язок роботи з науковими програмами й напрямками кафедри. Дослідження узгоджене з науковими тематиками кафедри електротехніки, електромеханіки та електротехнологій НУБіП України за напрямками «інтелектуальні електромеханотронні системи», «цифрові системи керування електроприводами», «енергоефективність та енергоменеджмент промислових об'єктів». Робота відповідає освітній програмі спеціальності 141 та інтегрується з результатами виробничої практики на підприємствах електроенергетичного профілю, включно з впровадженням SCADA/ASCOE, протоколів Modbus і сучасних засобів моніторингу якості електроенергії.

Мета і завдання дослідження. Мета роботи — підвищити якість та ефективність керування електромеханотронною системою за рахунок розроблення й дослідження інтелектуальної системи керування, здатної до адаптації в реальному часі та робастної роботи за змін параметрів і збурень. Для досягнення мети передбачено: здійснити аналіз сучасних підходів

інтелектуального керування в ЕМТС; побудувати адекватну математичну модель об'єкта; синтезувати структуру інтелектуального регулятора (нечіткого, нейромережевого або гібридного) з механізмами адаптації; виконати моделювання в MATLAB/Simulink (з використанням Fuzzy Logic та Neural Network Toolbox) і порівняти з класичним ПД/регулятором стану; оцінити стійкість, точність, час перехідних процесів, енергетичні показники; надати практичні рекомендації щодо впровадження та апаратної реалізації.

Об'єкт і предмет дослідження. Об'єктом є процеси керування в електромеханотронних системах електропривода та електротехнологічних комплексів (типовий представник — сервопривід/привод конвеєрної установки з датчиками зворотних зв'язків). Предметом є методи, алгоритми та архітектури інтелектуальних систем керування, що забезпечують підвищення точності, швидкодії, робастності та енергоефективності таких систем.

Методи дослідження. Використано методи теорії автоматичного керування та варіаційно-оптимізаційні підходи для аналізу динаміки; математичне моделювання й імітаційна комп'ютерна перевірка в MATLAB/Simulink; методи нечіткої логіки та штучних нейронних мереж для синтезу й адаптації регуляторів; елементи системного аналізу для порівняльної оцінки; експертні підходи енергоменеджменту для інтерпретації енергетичних показників.

Практичне значення. Результати можуть бути застосовані для модернізації електроприводів конвеєрних систем, сервоприводів позиціонування, електротехнологічних установок з вимогами до стабільності параметрів процесу; інтегруються з промисловими протоколами (Modbus, OPC) та системами моніторингу/обліку енергії. Запропоновані алгоритми дозволяють зменшити перерегулювання і час перехідних процесів, підвищити точність відпрацювання завдання та знизити питомі енерговитрати, що підтверджується результатами моделювання й

рекомендаціями для апаратної реалізації на мікроконтролерах середнього класу.

Структура роботи. Робота складається зі вступу, п'яти розділів, висновків, списку використаних джерел і додатків. У першому розділі подано аналіз стану проблеми та огляд літератури з інтелектуального керування ЕМТС. У другому сформульовано постановку задачі, описано математичну модель об'єкта та вимоги до системи керування. Третій розділ присвячений синтезу інтелектуального регулятора й опису алгоритмів адаптації. У четвертому наведено результати комп'ютерного моделювання, порівняльний аналіз із класичними методами та практичні рекомендації щодо впровадження. У п'ятому розглянуто економічну доцільність та безпечність впровадження інтелектуальної системи. У висновках узагальнено результати та окреслено напрями подальших досліджень.

РОЗДІЛ 1

АНАЛІЗ СТАНУ ПРОБЛЕМИ ТА ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

Сучасний розвиток промисловості та аграрного сектору характеризується активним упровадженням автоматизованих та електромеханотронних систем, які поєднують електричні, механічні, інформаційні й обчислювальні підсистеми в єдиний функціональний комплекс. Такі системи забезпечують точне керування технологічними процесами, стабільну роботу обладнання та підвищення енергоефективності. Проте зростання складності технологічних процесів та вимоги до їх надійності створюють нові виклики для систем керування, які мають забезпечувати адаптивність, робастність і високу швидкодію в умовах невизначеності.

Класичні методи керування, що базуються на лінійних моделях і ПІД-регуляторах, продемонстрували свою ефективність лише в умовах сталих параметрів об'єкта. Для складних електромеханотронних систем із нелінійними характеристиками, змінними навантаженнями та непередбачуваними зовнішніми впливами їх застосування обмежене. Дослідження провідних учених, таких як В. І. Уткін, Р. Калман, С. Хайкін, показують, що класичні регулятори не забезпечують достатньої адаптивності, а переналаштування параметрів потребує значних обчислювальних ресурсів і часу, що унеможливорює ефективну роботу в реальному часі[12,15,20].

Одним із напрямів розвитку сучасної теорії керування є використання інтелектуальних систем, заснованих на методах штучного інтелекту — нечіткій логіці, нейронних мережах, генетичних алгоритмах та машинному навчанні. Такі системи не потребують точної математичної моделі об'єкта і здатні приймати рішення в умовах неповноти або нечіткості інформації. Їхня гнучкість дозволяє адаптувати поведінку системи до змінних умов роботи та забезпечувати високу точність регулювання.

Використання нечіткої логіки (Fuzzy Logic) у системах керування дало можливість формалізувати досвід експертів через набір правил типу «ЯКЩО – ТО». Це дозволило реалізовувати плавне керування процесами навіть у разі відсутності чіткої математичної моделі. Дослідження Д. Дріанкова та Х. Хеллендорна підтвердили, що нечіткі регулятори забезпечують стабільну роботу електроприводів при зміні навантаження і володіють високою робастністю до збурень.

Інший напрямок — застосування штучних нейронних мереж (ШНМ), які імітують роботу людського мозку. Завдяки здатності до навчання вони ефективно апроксимують складні нелінійні функції, здійснюють ідентифікацію об'єкта керування та прогнозування його поведінки. Нейромереві регулятори успішно використовуються для оптимізації режимів роботи електроприводів, компенсації тертя й підвищення точності позиціонування. Роботи К. Нарендри та С. Хайкіна показали, що використання глибоких нейромереж дозволяє підвищити точність і швидкодію керування порівняно з традиційними підходами.

З метою об'єднання переваг обох методів активно розвиваються гібридні нейро-нечіткі системи (ANFIS). Вони поєднують адаптивність нейронних мереж із прозорою логічною структурою нечітких систем. Це забезпечує можливість автоматичного налаштування функцій належності й вагових коефіцієнтів правил на основі навчальних даних. Подібні системи успішно застосовуються у промислових приводах, робототехніці та енергетичних установках, де необхідно досягти оптимального балансу між точністю, швидкодією та стабільністю.

Інтелектуальні технології стають фундаментом для створення «розумних» електромеханотронних систем — елементів концепції Smart Industry та Smart Farming. В аграрному секторі це проявляється у впровадженні кібер-фізичних систем, мережі IoT, аналітики Big Data та прогнозних алгоритмів, що дозволяють здійснювати моніторинг стану обладнання, прогнозувати його відмови й оптимізувати енергоспоживання.

За даними сучасних досліджень, інтеграція штучного інтелекту в системи керування дозволяє знизити енергоспоживання на 25–30 %, збільшити коефіцієнт готовності обладнання до 98 % та скоротити кількість аварійних зупинок до 80 %.

Провідні наукові праці підтверджують, що найбільш перспективним напрямом розвитку електромеханотроніки є перехід до адаптивних інтелектуальних систем керування, здатних до самооптимізації. Серед актуальних досліджень — розроблення цифрових двійників об'єктів керування, які дозволяють проводити віртуальне тестування алгоритмів, а також створення енергоефективних контролерів на основі технологій AI-on-chip та Edge Computing, що забезпечують автономну роботу систем у режимі реального часу.

Разом із тим, аналіз літератури показує низку невирішених питань. Значна частина наукових розробок орієнтована на окремі задачі — енергозбереження, діагностику або стабілізацію параметрів — без комплексного підходу до підвищення одночасно ефективності та надійності. Також відчутною є нестача універсальних архітектур інтелектуальних систем керування, які б могли бути масштабовані для різних типів електромеханотронних об'єктів. Іншою проблемою залишається складність практичного впровадження через високі вимоги до обчислювальних ресурсів, складність навчання моделей і відсутність стандартизованих методів валідації.

Отже, на основі проведеного аналізу можна зробити висновок, що подальші дослідження мають бути спрямовані на створення гібридної інтелектуальної системи керування для електромеханотронних систем, яка поєднує адаптивність, точність, стійкість і простоту реалізації. Така система має працювати в реальному часі, забезпечувати мінімальні енергетичні втрати, самостійно адаптувати параметри до зміни навантаження та мати можливість інтеграції з сучасними платформами моніторингу та SCADA-середовищами. Розроблення подібної архітектури дозволить зробити

важливий крок до підвищення ефективності, надійності та автономності сучасних електромеханотронних комплексів, що й визначає наукову новизну і практичну значущість подальшої роботи.

1.1. Електромеханотронні системи як об'єкти керування

Електромеханотронні системи (ЕМТС) є результатом еволюційного розвитку класичних електромеханічних комплексів, у яких поєднані електричні, механічні, електронні та інформаційні складові в єдину інтегровану структуру. Їх основним призначенням є перетворення енергії, керування рухом і забезпечення взаємодії між фізичними процесами та цифровими алгоритмами. ЕМТС широко застосовуються у промисловості, транспорті, аграрному секторі, робототехніці, системах позиціонування, автоматизації виробництва та енергетичних установках.

Типова електромеханотронна система складається з трьох взаємопов'язаних рівнів:

механічного – до якого належать виконавчі механізми, редуктори, передачі, приводи;

електричного – що включає електродвигуни, силові перетворювачі, енергопостачання;

інформаційно-керуючого – який об'єднує сенсорні пристрої, мікроконтролери, обчислювальні модулі та програмне забезпечення.

Саме завдяки інтеграції цих трьох рівнів ЕМТС характеризуються високою точністю, швидкістю, енергоефективністю та здатністю до адаптації. У таких системах механічна підсистема перетворює електричну енергію в механічну роботу, електрична — забезпечує стабільне енергопостачання, а інформаційно-керуюча — здійснює аналіз стану об'єкта, формування керуючих дій і оптимізацію процесів у режимі реального часу.

Як об'єкти керування, ЕМТС відзначаються низкою характерних особливостей:

багатовимірність – наявність кількох взаємопов'язаних каналів керування (наприклад, позиція, швидкість, момент), що вимагає багатоканального узгодженого регулювання;

нелінійність – елементи системи (двигуни, силові перетворювачі, механічні вузли) мають нелінійні характеристики, зокрема залежність моменту від швидкості чи температури;

параметрична невизначеність – маса, момент інерції, коефіцієнти тертя та інші параметри змінюються в процесі роботи;

наявність зовнішніх збурень – механічні навантаження, коливання напруги, температурні впливи, вібрації, які впливають на стабільність;

високі вимоги до точності та стійкості – оскільки навіть незначні відхилення у параметрах керування можуть призвести до розбалансування або аварійного режиму.

Ці особливості визначають складність побудови системи автоматичного керування, яка повинна забезпечувати не лише стабільність, а й адаптивність до змінних умов експлуатації. У практиці проектування ЕМТС широко використовуються модульні принципи, коли система представлена як сукупність взаємопов'язаних підсистем: електричного приводу, сенсорної підсистеми, блоку керування та комунікаційного інтерфейсу. Такий підхід дозволяє підвищити гнучкість і масштабованість системи, а також спростити її діагностику та модернізацію.

Сучасні ЕМТС є складними кібер-фізичними системами (CPS), у яких поєднано фізичні процеси з обчислювальними моделями. Дані з численних сенсорів збираються у режимі реального часу, аналізуються мікропроцесорними пристроями, після чого формуються сигнали керування, які забезпечують оптимальну динаміку об'єкта. Для цього використовуються як традиційні методи (ПД-, адаптивне та робастне керування), так і сучасні інтелектуальні підходи, що включають нейронні мережі, нечітку логіку, генетичні алгоритми та прогнозні моделі.

У контексті розвитку Індустрії 4.0 електромеханотронні системи дедалі частіше інтегруються у мережеві та хмарні середовища, де дані обробляються розподілено, а алгоритми керування використовують аналітику великих даних для прогнозування відмов і оптимізації енергоспоживання. Такі системи стають основою для реалізації концепцій Smart Industry та Smart Agriculture, забезпечуючи високу ефективність, надійність і стійкість технологічних процесів.

Таким чином, ЕМТС як об'єкти керування є складними динамічними системами з нелінійними властивостями та параметричною невизначеністю. Це обумовлює потребу у застосуванні інтелектуальних методів керування, які здатні адаптуватися до зміни умов експлуатації, компенсувати вплив збурень і забезпечувати оптимальні показники якості процесів у режимі реального часу.

1.2. Сучасні проблеми надійності й енергоефективності в електромеханотроніці

Розвиток електромеханотронних систем є ключовим чинником модернізації сучасного промислового та аграрного виробництва. Їх ефективність безпосередньо залежить від здатності забезпечувати стабільну роботу обладнання при мінімальних енергетичних витратах. Проте зі зростанням складності технічних систем, інтеграцією мікропроцесорних засобів, сенсорних мереж і програмних компонентів зростають і вимоги до їхньої надійності, безпеки та енергоефективності. Ці чинники визначають конкурентоспроможність технологічних процесів і безпосередньо впливають на економічну ефективність підприємств, узагальнені дані щодо основних факторів впливу наведено в табл. 1.1.

Таблиця 1.1

Основні чинники, що впливають на ефективність ЕМТС

№	Чинник впливу	Характер прояву	Наслідки для системи
1	Температурні коливання та вібрації	Прискорене старіння ізоляції, знос підшипників	Підвищення аварійності, зниження ресурсу
2	Перенавантаження двигуна	Перегрів, зміна магнітних характеристик	Зменшення ККД, зростання споживання енергії
3	Нестабільність напруги живлення	Нелінійна робота перетворювачів, виникнення гармонік	Пульсації моменту, спотворення сигналів
4	Відсутність адаптивного керування	Повільна реакція на зміни навантаження	Підвищені енерговтрати, низька точність
5	Недостатня діагностика стану	Несвоєчасне виявлення дефектів	Незаплановані зупинки, втрата продуктивності

Надійність електромеханотронних систем залишається одним із найпроблемніших аспектів їх експлуатації. За результатами аналітичних досліджень у промислових установках понад 35–40 % відмов обладнання спричинені порушенням режимів роботи приводів, коливаннями навантаження, вібраційними впливами або деградацією елементної бази силової електроніки. У багатьох випадках відмова одного вузла призводить

до зупинки цілого технологічного процесу, що супроводжується суттєвими фінансовими втратами. Низький рівень діагностики стану систем, відсутність механізмів прогнозування відмов та обмежене використання інтелектуальних алгоритмів самооцінки створюють додаткові ризики для безперервності виробництва, класифікацію факторів, що впливають на надійність ЕМТС, зображено на рис. 1.1.

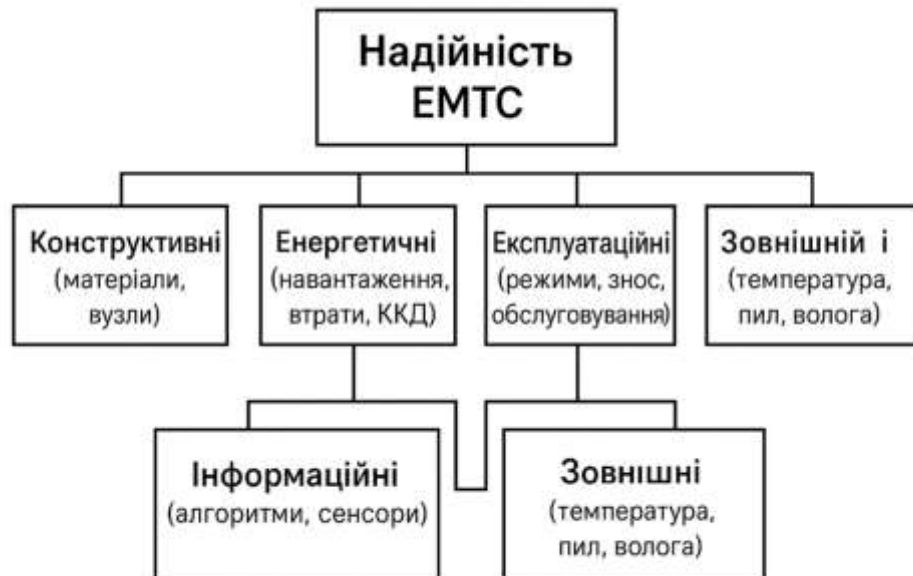


Рис. 1.1 Класифікація факторів, що впливають на надійність ЕМТС

Одним із критичних напрямів забезпечення надійності є моніторинг технічного стану систем у реальному часі. Традиційні підходи базуються на періодичних перевірках та регламентному обслуговуванні, що не дозволяє оперативно виявляти деградаційні процеси. У сучасних умовах ефективність забезпечується переходом до прогнозно-адаптивного керування, коли система не лише реагує на відхилення, а й аналізує тенденції зміни параметрів — струму, вібрацій, температури, швидкості обертання — і на основі цього прогнозує момент можливої відмови. Реалізація таких механізмів потребує застосування методів машинного навчання, обробки сигналів і статистичної діагностики.

Проблема енергоефективності також набуває першорядного значення. Більшість електромеханотронних систем у промисловості працюють у

режимах часткових навантажень, коли двигуни та перетворювачі споживають енергію не виправдано високого рівня. Енергоємність таких процесів у середньому на 20–30 % перевищує оптимальну, що зумовлено застарілими алгоритмами керування, відсутністю адаптації до реального навантаження і низькою точністю вимірювальних каналів. Дослідження показують, що в системах з електроприводом понад 60 % втрат енергії припадає на нераціональне регулювання швидкості, неузгодження між приводами, а також роботу обладнання в режимах очікування без відключення живлення.

Додатковим фактором зниження енергоефективності є неузгодженість між енергетичними параметрами окремих підсистем. Наприклад, електронні перетворювачі потужності створюють гармонічні спотворення, які призводять до реактивних втрат, перегріву обмоток двигунів і передчасного старіння ізоляції. В умовах промислових підприємств спостерігається також невідповідність якості електроенергії вимогам ДСТУ EN 50160:2021, що негативно впливає на стійкість роботи ЕМТС. Електромагнітні перешкоди, провали напруги, асиметрія фаз або перенапруги є типовими причинами аварійних режимів і суттєвого скорочення ресурсу обладнання.

Ще однією проблемою є відсутність комплексного енергетичного моніторингу, який би дозволяв здійснювати багаторівневий контроль споживання, аналіз ефективності використання електроенергії та її розподіл за видами навантажень. У більшості випадків інформація про енергоспоживання збирається вручну або фрагментарно, що не дає змоги створити цифрову модель енергетичних потоків системи. Вирішення цього завдання можливе через впровадження автоматизованих систем обліку та керування енергоресурсами (АСКОЕ) у поєднанні з інтелектуальними аналітичними модулями.

Сукупність зазначених чинників формує потребу у створенні інтегрованих інтелектуальних систем, які здатні одночасно підвищувати надійність і енергоефективність ЕМТС. Така система повинна мати функції

самодіагностики, прогнозного обслуговування, оптимального керування енергопотоками та автоматичної адаптації до умов експлуатації. Її розроблення потребує синергії класичних теорій автоматичного регулювання з методами штучного інтелекту, зокрема нечіткої логіки, нейронних мереж і машинного навчання, що дозволяє створити адаптивні, самонавчальні алгоритми керування.

Отже, сучасні проблеми надійності та енергоефективності в електромеханотроніці мають системний характер і не можуть бути вирішені традиційними засобами. Їх подолання можливе лише шляхом інтелектуалізації процесів керування, що передбачає перехід від реактивного до прогнозно-активного управління, використання методів аналітичного моніторингу, цифрових двійників та енергетичної оптимізації на основі штучного інтелекту. Це визначає наукову основу подальших досліджень у межах даної магістерської роботи.

1.3. Інтелектуальні методи керування (нечітка логіка, нейронні мережі, машинне навчання, гібридні системи)

Постійне ускладнення електромеханотронних систем, наявність нелінійностей, невизначеностей та зовнішніх збурень зумовлюють необхідність застосування методів керування, які виходять за межі традиційної теорії автоматичного регулювання. Класичні регулятори, зокрема ПД-типу, забезпечують прийнятну якість лише за умови відомої моделі об'єкта та сталих параметрів, тоді як у реальних умовах ці припущення часто порушуються. Тому у світовій науковій практиці все більшого поширення набувають інтелектуальні методи керування, що базуються на принципах штучного інтелекту (ШІ). Такі підходи дають змогу системі не просто реагувати на зміни стану об'єкта, а й адаптувати свою поведінку, аналізуючи накопичений досвід і навчаючись на основі даних.

Інтелектуальні системи керування відрізняються від класичних тим, що використовують евристичні, адаптивні та когнітивні механізми прийняття рішень. Вони не потребують точного математичного опису об'єкта, здатні працювати в умовах неповної або нечіткої інформації та забезпечують роботу в режимі самооптимізації. Основними напрямками реалізації інтелектуальних систем у сучасній електромеханотроніці є нечітка логіка (Fuzzy Logic), штучні нейронні мережі (Artificial Neural Networks), машинне навчання (Machine Learning) та гібридні нейро-нечіткі системи (Neuro-Fuzzy Systems).

Нечітка логіка. Метод нечіткої логіки, запропонований Лотфі Заде у 1965 році, базується на ідеї представлення знань у вигляді лінгвістичних правил типу «ЯКЩО–ТО». На відміну від класичної двійкової логіки, нечітка логіка дозволяє оперувати нечіткими множинами, що відображають реальні, нечітко визначені поняття, наприклад «висока швидкість» або «мале відхилення». Нечітка система керування складається з трьох основних етапів: фазифікації (перетворення чітких вхідних даних у нечіткі множини), нечіткого логічного виведення (застосування бази правил) та дефазифікації (отримання чіткого керуючого впливу).

Перевага нечітких регуляторів полягає у можливості формалізації досвіду експертів без необхідності створення точної математичної моделі. Вони забезпечують плавну роботу виконавчих механізмів, високу робастність до збурень і стабільність при зміні параметрів об'єкта. Наприклад, нечіткий регулятор швидкості асинхронного двигуна здатен автоматично адаптувати частоту живлення відповідно до рівня навантаження, мінімізуючи енергоспоживання без втрати точності керування. Основним недоліком є складність побудови оптимальної бази правил і функцій належності при збільшенні кількості змінних.

Штучні нейронні мережі. Штучні нейронні мережі (ШНМ) є математичними моделями, що імітують принципи функціонування біологічного мозку. Вони складаються з взаємопов'язаних елементів — нейронів, які отримують, обробляють і передають сигнали. Завдяки своїй

здатності до навчання ШНМ успішно застосовуються у задачах ідентифікації, прогнозування та оптимального керування складними нелінійними системами.

У електромеханотроніці нейронні мережі використовуються для побудови моделей об'єктів керування, коли математичний опис є невідомим або складним. Наприклад, багатошаровий перцептрон може навчитися відтворювати динаміку електроприводу, аналізуючи експериментальні дані. На основі такої моделі система керування здатна формувати оптимальний керуючий вплив у режимі реального часу. Крім того, нейромережі застосовуються для прогнозої діагностики — вони аналізують сигнали струму, вібрацій та температури, визначаючи ймовірність виникнення відмови обладнання задовго до її фактичного настання.

Основними перевагами нейронних мереж є здатність до самонавчання, висока точність апроксимації складних залежностей і адаптивність до змін умов. Недоліки пов'язані з потребою у великих масивах навчальних даних, обчислювальними витратами та складністю інтерпретації результатів, оскільки процес прийняття рішень є «непрозорим» для користувача.

Машинне навчання. Машинне навчання (Machine Learning, ML) є узагальненим напрямом, що охоплює методи, здатні автоматично виявляти закономірності у даних та приймати рішення без явного програмування. Алгоритми машинного навчання можуть бути контрольованими (supervised), неконтрольованими (unsupervised) або з підкріпленням (reinforcement learning). У системах керування ЕМТС ML використовується для оптимізації параметрів регуляторів, розпізнавання станів системи, прогнозування навантаження та реалізації адаптивного керування.

Одним із перспективних підходів є навчання з підкріпленням, коли система навчається шляхом проб і помилок, отримуючи «винагороду» за досягнення бажаного результату. Це дозволяє формувати оптимальні стратегії керування в умовах динамічного середовища без попереднього знання моделі. У промислових системах такі алгоритми успішно

використовуються для оптимізації споживання енергії, зниження пікових навантажень і балансування роботи декількох приводів.

Гібридні інтелектуальні системи. Окремий напрям розвитку становлять гібридні інтелектуальні системи, що поєднують різні підходи штучного інтелекту для досягнення синергетичного ефекту. Найбільш відомим прикладом є нейро-нечіткі системи (Neuro-Fuzzy Systems), зокрема архітектура ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System), запропонована Дж.-Ш.Р. Джангом. Такі системи мають структуру нечіткого регулятора, проте параметри функцій належності і ваги правил налаштовуються автоматично за допомогою алгоритмів навчання нейронних мереж. Це дозволяє усунути основний недолік класичної нечіткої логіки — складність проектування бази знань — і забезпечує високу точність та адаптивність керування.

Гібридні системи також можуть об'єднувати методи генетичних алгоритмів, які використовуються для оптимізації структури та параметрів нейромереж або нечітких регуляторів. Завдяки такому поєднанню досягається висока робастність, швидкодія і стійкість системи до зовнішніх збурень. У сучасних дослідженнях доведено, що гібридні нейро-нечіткі підходи забезпечують на 20–30 % кращі показники якості перехідних процесів порівняно з традиційними алгоритмами.

Загалом, інтелектуальні методи керування відкривають нові можливості для побудови самонавчальних, прогнозних і адаптивних електромеханотронних систем. Їхнє впровадження дозволяє підвищити ефективність, надійність і енергетичну стійкість технологічних процесів, зменшити втрати енергії та підвищити безвідмовність обладнання. Таким чином, інтелектуалізація керування стає основним напрямом розвитку сучасної електромеханотроніки і створює передумови для переходу до повністю автономних систем нового покоління.

1.4. Аналіз існуючих розробок та систем(plc, scada, smart farming, цифрові двійники)

Сучасний етап розвитку електромеханотроніки характеризується глибокою інтеграцією інтелектуальних технологій у всі рівні автоматизації — від локальних контролерів до глобальних цифрових платформ керування. Еволюція апаратних і програмних засобів дозволила перейти від окремих автоматизованих установок до комплексних кібер-фізичних систем (CPS), які об'єднують у єдиному інформаційному середовищі технологічні процеси, датчики, приводи, аналітику даних і віртуальні моделі. Центральну роль у цьому процесі відіграють системи керування на базі програмованих логічних контролерів (PLC), SCADA-платформи, інтелектуальні комплекси Smart Farming та технологія цифрових двійників (Digital Twin).

Програмовані логічні контролери (PLC) є базовим елементом сучасних електромеханотронних систем. Вони забезпечують жорстку детерміновану логіку керування, високу швидкодію та стійкість до промислових умов експлуатації. PLC реалізують алгоритми регулювання, комунікацію з сенсорними пристроями, формують сигнали керування виконавчими механізмами й підтримують протоколи обміну даними (Modbus, Profibus, EtherCAT, CANopen тощо). Провідні виробники, такі як Siemens, Schneider Electric, Mitsubishi Electric і Omron, інтегрують у свої контролери розширені функції обробки даних і віддаленого моніторингу. Наприклад, лінійка Modicon M340/M580 компанії Schneider Electric має вбудовані веб-сервери, інтерфейси Ethernet TCP/IP та підтримку протоколів OPC UA, що дозволяє безпосередньо підключати контролер до хмарних аналітичних систем. У поєднанні з бібліотеками функціональних блоків такі PLC дають можливість реалізовувати як класичні, так і адаптивні інтелектуальні алгоритми керування.

Розвиток SCADA-систем (Supervisory Control and Data Acquisition) забезпечив перехід від локального керування до централізованого

моніторингу технологічних процесів. SCADA забезпечує збір, архівацію, візуалізацію та аналіз даних у реальному часі, а також взаємодію між людиною та машиною. Типовими представниками є Wonderware System Platform, WinCC, Zenon, InduSoft Web Studio та EcoStruxure Power Operation. Вони дозволяють створювати гнучкі архітектури керування із можливістю розподілу навантажень між контролерами, диспетчерськими пунктами та хмарними сервісами. Для електромеханотронних систем SCADA-платформи є основою для впровадження енергоефективних рішень — контролю енергоспоживання, оптимізації графіків навантаження, прогнозування відмов обладнання на основі історичних даних.

В аграрній галузі та енергозберігаючих технологіях активно розвивається концепція Smart Farming — «розумного» фермерства, що базується на застосуванні IoT-сенсорів, супутникових систем позиціонування, безпілотних апаратів і штучного інтелекту для автоматичного керування електромеханотронними комплексами. У таких системах мікроконтролери й PLC збирають дані про стан машин, параметри ґрунту, температуру, вологість, а аналітичні модулі SCADA або хмарних платформ (AWS IoT Core, Azure IoT Hub) виконують прогнозування, планування роботи приводів, насосів, освітлення чи вентиляції. Це забезпечує зменшення енерговитрат, підвищення продуктивності та точності виконання технологічних операцій. Застосування інтелектуальних алгоритмів у Smart Farming дозволяє формувати оптимальні режими роботи електроприводів, знижувати пікові навантаження на енергомережу та продовжувати термін служби обладнання.

Окрему нішу у розвитку електромеханотронних систем посідає технологія цифрових двійників (Digital Twin), яка є віртуальним відображенням фізичного об'єкта або процесу. Цифровий двійник відтворює поведінку реальної системи за допомогою математичних моделей, симуляційних даних і потоків телеметрії, що надходять від сенсорів. Його використання дозволяє здійснювати віртуальне тестування, прогнозування

роботи обладнання, оптимізацію параметрів і навчання системи керування без ризику втручання в реальний процес. Компанії Siemens (платформа NX Digital Twin), Dassault Systèmes (3DEXPERIENCE) та Schneider Electric (EcoStruxure Digital Twin) успішно впроваджують цю технологію в електроприводи, енергетичні установки та промислові роботи.

Цифрові двійники тісно пов'язані з технологіями штучного інтелекту та машинного навчання, адже в процесі роботи вони акумулюють великий масив даних, на основі якого можна виконувати глибоку аналітику. У поєднанні з PLC-контролерами та SCADA-системами цифровий двійник стає самонавчальною системою, що забезпечує безперервне вдосконалення алгоритмів керування, підвищення точності прогнозів і зменшення кількості аварійних ситуацій. Прогнозні тенденції впровадження інтелектуальних систем подано в табл. 1.2.

Таблиця 1.2

Тенденції впровадження інтелектуальних систем керування (2020–2025 рр.)

Рік	Нечітка логіка	Нейронні мережі	Гібридні системи (ANFIS, Deep Learning)
2020	25	15	5
2021	35	25	10
2022	45	35	15
2023	55	50	25
2024	65	60	40
2025	75	70	55

Графічну інтерпретацію цих тенденцій наведено на рис. 1.2.

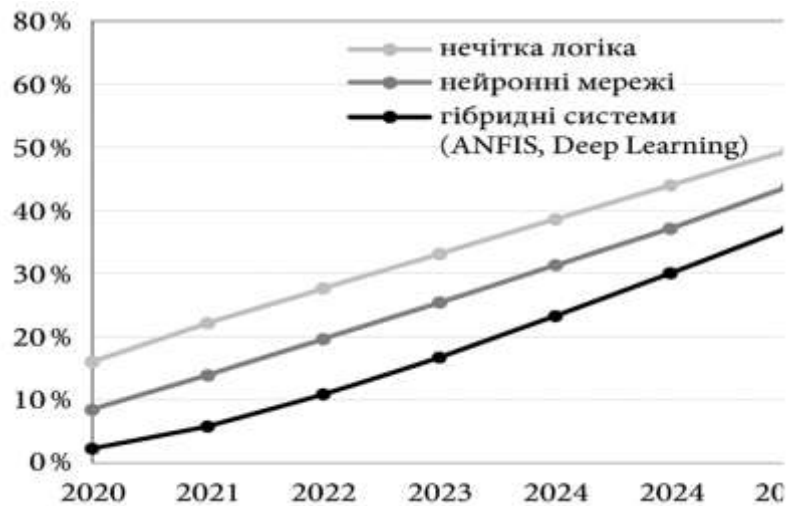


Рис.1.2 Тенденції впровадження інтелектуальних систем керування (2020–2025 рр.)

Отже, сучасні тенденції в електромеханотроніці характеризуються переходом від класичних ізольованих систем до інтелектуально-мережових комплексів, які поєднують апаратне керування, аналітику даних і цифрове моделювання. Системи на базі PLC і SCADA виступають ядром промислової автоматизації, технології Smart Farming — прикладом адаптації інтелектуальних принципів у сільському господарстві, а цифрові двійники — інструментом точного прогнозного керування. Інтеграція цих компонентів у єдине середовище є необхідною умовою для створення гібридних інтелектуальних систем, які забезпечують високу ефективність, надійність і енергетичну стійкість електромеханотронних комплексів нового покоління.

1.5. Висновки до розділу 1

У першому розділі було проведено аналітичне дослідження сучасного стану розвитку електромеханотронних систем, визначено основні проблеми їх надійності, енергоефективності та напрями інтелектуалізації процесів керування.

Встановлено, що електромеханотронні системи є складними кіберфізичними об'єктами з нелінійною динамікою, параметричною невизначеністю та впливом зовнішніх збурень. Традиційні методи керування,

які базуються на фіксованих математичних моделях і регуляторах типу ПД, не забезпечують необхідної адаптивності та робастності в умовах реальних виробничих процесів.

Проведений аналіз літературних джерел показав, що головними факторами зниження ефективності ЕМТС залишаються нестабільність електроприводів при зміні навантаження, недостатній рівень енергетичного моніторингу, відсутність прогнозної діагностики та низький ступінь інтеграції інформаційних технологій у структуру керування. Це зумовлює втрати електроенергії до 30 %, скорочення ресурсу обладнання та ризику аварійних режимів[19].

Показано, що найбільш перспективним напрямом розвитку є впровадження інтелектуальних методів керування на основі нечіткої логіки, штучних нейронних мереж, машинного навчання та гібридних систем типу ANFIS. Такі підходи забезпечують самонавчання, адаптацію до зміни параметрів, можливість роботи за відсутності точної моделі об'єкта та підвищення стабільності системи в реальному часі.

Проаналізовано сучасні технічні рішення, серед яких ключову роль відіграють програмовані логічні контролери (PLC), системи диспетчеризації SCADA, концепції Smart Farming та цифрові двійники. Їх інтеграція створює основу для побудови нових архітектур інтелектуальних систем керування, що поєднують реальні процеси з віртуальним моделюванням і прогнозною аналітикою[7].

Отже, на основі проведеного аналізу сформульовано наукову проблему дослідження: необхідність розроблення інтелектуальної системи керування для електромеханотронних систем, яка забезпечує високу точність, адаптивність і енергоефективність при мінімальних обчислювальних витратах та здатна функціонувати в умовах невизначеності та збурень.

Отримані результати аналізу стану проблеми є теоретичним підґрунтям для постановки задачі дослідження та розроблення архітектури

інтелектуальної системи керування, що розглядається у другому розділі роботи.

РОЗДІЛ 2

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ТА РОЗРОБКА МАТЕМАТИЧНОЇ МОДЕЛІ

Розроблення інтелектуальної системи керування вимагає чіткого визначення мети дослідження, формалізації об'єкта керування та створення математичної моделі, що адекватно описує його динамічні властивості. На основі аналізу сучасного стану проблеми встановлено, що традиційні підходи до побудови систем керування електромеханотронними об'єктами не забезпечують необхідної адаптивності та робастності при зміні зовнішніх умов і параметрів системи. Тому основним завданням є синтез моделі, яка дозволяє реалізувати адаптивне або нечітко-нейронне керування, орієнтоване на підвищення ефективності й стабільності роботи системи.

Об'єктом дослідження є електромеханотронна система типу електропривода постійного або змінного струму, що працює в умовах змінного навантаження. Система складається з електричної частини (двигун, перетворювач напруги, сенсори струму й напруги) та механічної частини (редуктор, виконавчий механізм, момент інерції та опору навантаження)[16]. Робота системи описується взаємопов'язаними електричними й механічними процесами, тому математична модель повинна враховувати як електромагнітні, так і динамічні характеристики.

Загальний процес побудови моделі включає визначення основних змінних стану, рівнянь руху, рівнянь електричного кола та передавальних функцій, що відображають вплив керуючих сигналів на вихідні параметри. Для електропривода постійного струму основними змінними є струм якоря, кутова швидкість обертання та положення вала. У найпростішому вигляді електромеханічна система може бути представлена у вигляді системи диференціальних рівнянь, що зв'язують напругу на вході з моментом і швидкістю на виході.

Для опису динаміки застосовується рівняння електричної частини, яке враховує індуктивність, активний опір і протидію електрорушійної сили, а

також рівняння механічної частини, що описує обертальний рух з урахуванням моменту інерції та моменту навантаження. Математична модель формується у просторі станів або у вигляді передавальної функції, що дозволяє подальше застосування методів оптимізації та навчання нейромережевих або нечітких регуляторів.

У процесі побудови інтелектуальної системи керування математична модель слугує основою для навчання регулятора, оцінювання станів і прогнозування поведінки системи. Залежно від обраного підходу (нейронного, нечіткого або гібридного), модель може бути уточнена за експериментальними даними або модифікована для роботи в реальному часі.

Отримана модель є необхідною базою для подальшого етапу – синтезу інтелектуального регулятора, налаштування його параметрів і порівняльного аналізу з класичними системами керування за показниками точності, стійкості та енергоефективності.

2.1. Формалізація процесу керування електромеханотронною системою

Процес керування електромеханотронною системою полягає у забезпеченні такого впливу на об'єкт, за якого його вихідні параметри (швидкість, положення, момент, струм, потужність) змінюються відповідно до заданих вимог при мінімальних відхиленнях і втраті енергії. Основна мета керування полягає у досягненні бажаного стану системи в умовах зовнішніх збурень, зміни навантаження та параметричної невизначеності.

Електромеханотронна система розглядається як складний багатокомпонентний об'єкт, що поєднує електричну, механічну та інформаційно-керуючу підсистеми. Електрична частина відповідає за перетворення електроенергії у механічну, механічна – за передачу руху та моменту, а керуюча підсистема формує сигнали управління на основі вимірних параметрів і алгоритмів регулювання.

У загальному вигляді динаміку електромеханотронної системи можна подати системою диференціальних рівнянь стану:

$$\dot{x}(t) = f(x(t), u(t), d(t), \theta), \quad y(t) = g(x(t), u(t)) \quad (2.1)$$

де $x(t)$ — вектор стану системи (наприклад, струм якоря, кутова швидкість, положення вала);

$u(t)$ — вектор керуючих сигналів (напруга або струм керування);

$d(t)$ — вектор зовнішніх збурень;

θ — вектор параметрів системи, що можуть змінюватися з часом;

$y(t)$ — вектор вихідних координат, які підлягають регулюванню.

Цільова функція керування формується у вигляді мінімізації інтегрального критерію якості:

$$J = \int_0^T [q_1 (y(t) - y_d(t))^2 + q_2 u^2(t)] dt \quad (2.2)$$

де $y_d(t)$ — бажане (задане) значення вихідного параметра;

q_1, q_2 — вагові коефіцієнти, що визначають відносну важливість точності та енергоефективності.

Таким чином, задача керування полягає у визначенні такого закону $u(t)$, який забезпечує мінімум функціонала (2.2) при виконанні динамічних обмежень (2.1).

У класичному підході регулятор будується на основі лінійних моделей (ПД, LQR тощо), але для складних нелінійних ЕМТС це не забезпечує необхідної робастності. Тому вводиться концепція інтелектуального керування, де закон керування реалізується на основі нейронної мережі, нечіткої логіки або їх комбінації (ANFIS). Такі системи формують керуючий вплив не лише за поточними станами, а й з урахуванням попереднього досвіду або адаптації до змін середовища.

Таким чином, формалізація процесу керування електромеханотронною системою зводиться до визначення структури моделі, вибору векторів стану та керування, постановки критерію оптимальності й побудови адаптивного закону керування, який забезпечує ефективне функціонування системи в умовах невизначеності та змінних режимів роботи.

2.2. Математична модель електропривода або привідного модуля(як базового елемента ЕМТС)

Електропривод є базовим елементом електромеханотронної системи, який здійснює перетворення електричної енергії у механічну та забезпечує керований рух виконавчих механізмів. Його поведінка визначається взаємодією електричної, магнітної та механічної підсистем, що описуються системою диференціальних рівнянь. Математична модель електропривода дає змогу аналізувати процеси перехідного стану, оптимізувати структуру регуляторів і створювати інтелектуальні алгоритми керування.

Розглянемо електропривод постійного струму незалежного збудження, який найчастіше використовується для моделювання в електромеханотроніці завдяки простоті динамічного опису та хорошій керованості. Його електромеханічні процеси можна подати системою рівнянь:

1. Електричне коло якоря двигуна:

$$L_a (di_a/dt) = U_a - R_a i_a - k_e \omega \quad (2.3)$$

де L_a — індуктивність обмотки якоря, Гн;

R_a — активний опір обмотки якоря, Ом;

U_a — прикладена напруга, В;

i_a — струм якоря, А;

k_e — коефіцієнт електрорушійної сили, В·с/рад;

ω — кутова швидкість обертання вала, рад/с.

2. Механічне рівняння руху вала:

$$J (d\omega/dt) = k_m i_a - M - B \omega \quad (2.4)$$

де J — момент інерції обертючих частин, кг·м²;

k_m — коефіцієнт моменту двигуна, Н·м/А;

M — момент навантаження, Н·м;

B — коефіцієнт в'язкого тертя, Н·м·с/рад.

Електромагнітна та механічна частини пов'язані через рівняння моменту:

$$M_e = k_m i_a \quad (2.5)$$

де M_e — електромагнітний момент двигуна, Н·м; k_m — коефіцієнт моменту, що визначає пропорційність між струмом якоря та створюваним моментом.

Система рівнянь описує взаємозалежність електричних і механічних процесів, що протікають у приводі. Для подальшого аналізу зручно перейти до нормованої моделі у просторі станів, визначивши вектор стану:

У векторно-матричній формі модель електропривода можна записати як:

$$[di_a/dt, d\omega/dt]^T = [-(R_a/L_a) \quad -(k_e/L_a); (k_m/J) \quad -(B/J)] [i_a, \omega]^T + [1/L_a, 0]^T U_a - [0, 1/J]^T M \quad (2.6)$$

Отримана система є лінійною динамічною моделлю електропривода, яка може бути використана як базова структура для синтезу систем керування, аналізу стійкості та побудови інтелектуальних регуляторів.

У реальних умовах модель може бути розширена для врахування нелінійностей — зони нечутливості, насичення магнітного кола, сухого тертя, люфтів у передачах. Такі ефекти істотно впливають на точність керування і мають бути враховані при створенні адаптивних або нейро-нечітких систем.

Таким чином, математична модель привідного модуля є основою для побудови інтелектуальної системи керування, що дозволяє оптимізувати процес регулювання швидкості, моменту або положення вала, забезпечуючи стабільність, швидкодію та енергоефективність у широкому діапазоні робочих режимів.

2.3. Аналіз впливу зовнішніх збурень і параметричної невизначеності

Реальні електромеханотронні системи функціонують у складних умовах, де на їхню роботу впливають зовнішні збурення, зміни навантаження, коливання параметрів елементів, температурні та електромагнітні впливи. Усе це призводить до відхилення фактичних параметрів від номінальних, погіршення показників якості керування, зниження стабільності та ефективності системи. Тому при створенні інтелектуальних систем керування важливим етапом є аналіз впливу цих факторів та визначення вимог до робастності і адаптивності регулятора.

Зовнішні збурення у контексті електромеханотронних систем можна поділити на декілька основних груп:

1. механічні збурення, пов'язані зі зміною моменту навантаження $M_c(t)$, появою вібрацій або люфтів у передачах;
2. електричні збурення, спричинені коливанням напруги живлення, гармоніками у мережі, впливом шумів у сигналах датчиків;
3. теплові збурення, що впливають на опори обмоток, момент інерції та коефіцієнти тертя;
4. інформаційні збурення, пов'язані із запізненням сигналів керування або похибками вимірювання.

Наявність цих факторів порушує сталість параметрів моделі, що може бути описано у вигляді параметричної невизначеності. У загальному вигляді це означає:

$$R_a = R_{a0} (1 + \Delta R), \quad J = J_0 (1 + \Delta J), \quad B = B_0 (1 + \Delta B) \quad (2.7)$$

де ΔR , ΔJ , ΔB — відносні відхилення параметрів від номінальних значень.

З урахуванням збурень рівняння стану електропривода набувають вигляду:

$$L_a (di_a/dt) = U_a - R_a i_a - k_e \omega + \xi_u(t) \quad (2.8)$$

$$J (d\omega/dt) = k_m i_a - M - B \omega + \xi_m(t) \quad (2.9)$$

де $\xi_u(t)$ і $\xi_m(t)$ — випадкові або гармонічні функції, що описують зовнішні збурення у відповідних підсистемах.

У векторно-матричній формі систему рівнянь можна подати як:

$$\dot{x} = A x + B U_a + E M + W \xi(t) \quad (2.10)$$

де $x = [i_a, \omega]^T$, $\xi(t) = [\xi_u(t), \xi_m(t)]^T$, а матриці A , B , E , W мають вигляд:

$$A = [-(R_a/L_a) \quad -(k_e/L_a); (k_m/J) \quad -(B/J)], \quad B = [1/L_a; 0], \quad E = [0; -1/J], \\ W = [1/L_a \quad 0; 0 \quad 1/J] \quad (2.11)$$

Наявність таких збурень та параметричної невизначеності призводить до збільшення часу перехідного процесу, появи коливань і можливих відхилень від бажаного стану. Для компенсації цих ефектів у подальших

розділах застосовуються методи адаптивного та інтелектуального керування, що забезпечують робастність системи.

Інтелектуальні методи керування, зокрема нейронні мережі та нечітка логіка, володіють здатністю адаптувати свої параметри до змін зовнішніх умов у режимі реального часу. Нейронна мережа може навчатися на поточних даних про поведінку системи, компенсуючи вплив невизначеності. Нечітка система, у свою чергу, дозволяє описати нечіткі взаємозв'язки між змінними, забезпечуючи плавне реагування навіть при непередбачених змінах навантаження.

Таким чином, вплив зовнішніх збурень і параметричної невизначеності є ключовим фактором, що визначає якість роботи електромеханотронної системи. Забезпечення стійкості та адаптивності до цих факторів є основною перевагою інтелектуальних систем керування порівняно з класичними, що робить їх використання доцільним у сучасних автоматизованих приводах і технологічних комплексах.

2.4. Визначення критеріїв якості керування

Оцінювання ефективності будь-якої системи керування, зокрема електромеханотронної, ґрунтується на кількісних і якісних показниках, що характеризують її точність, швидкодію, стійкість та енергоефективність. Визначення критеріїв якості є необхідним етапом для порівняння різних алгоритмів регулювання, оптимізації параметрів регулятора й підтвердження доцільності впровадження інтелектуальних методів керування.

Основним завданням системи керування є забезпечення такого руху вихідної величини $y(t)$, який максимально наближається до заданої траєкторії $y_d(t)$ при мінімальних витратах енергії та відхиленнях від оптимального режиму. Для цього вводиться узагальнений інтегральний критерій якості: узагальнений інтегральний критерій якості:

$$J = \int_0^T [q_1 (y(t) - y_d(t))^2 + q_2 u^2(t)] dt \quad (2.12)$$

де $y(t)$ — фактичне значення вихідного параметра (наприклад, швидкість або положення вала);

$y_d(t)$ — задане (бажане) значення;

$u(t)$ — керуючий сигнал;

q_1, q_2 — вагові коефіцієнти, що задають пріоритет між точністю регулювання та енергетичними витратами;

T — тривалість аналізованого процесу.

Такий критерій дозволяє оцінити загальну ефективність системи, забезпечуючи узгоджене врахування двох ключових факторів — точності відтворення завдання та економії енергії. Величини q_1 та q_2 підбираються експериментально або в процесі оптимізації для досягнення компромісу між швидкодією і стабільністю.

Додатково для окремих досліджень можуть застосовуватися класичні функціонали похибки, що деталізують динамічні властивості системи:

$$J_{ISE} = \int_0^T e^2(t) dt, \quad J_{IAE} = \int_0^T |e(t)| dt, \quad J_{ITAE} = \int_0^T t |e(t)| dt \quad (2.13)$$

де $e(t) = y_d(t) - y(t)$ — похибка регулювання.

Критерій J_{ISE} є зручним для систем з великими коливаннями, J_{IAE} — для оцінки перехідних процесів із шумом, а J_{ITAE} — для забезпечення швидкої реакції без перерегулювань. Таким чином, використання інтегральних критеріїв дозволяє кількісно оцінити якість керування та обґрунтувати переваги інтелектуальних методів у порівнянні з класичними регуляторами.

Ці показники дозволяють об'єктивно оцінювати якість перехідних процесів. Залежно від характеру об'єкта та мети керування обираються відповідні критерії, які оптимізуються під час налаштування регулятора.

Для електромеханотронних систем, що працюють у змінних режимах і під впливом збурень, особливо важливими є робастність (стійкість до зміни параметрів і зовнішніх впливів) та енергоефективність (мінімізація потужності споживання при досягненні бажаної динаміки). Тому при проектуванні інтелектуальної системи керування доцільно формувати

багатокритеріальну функцію якості, що поєднує точність, швидкодію, плавність та економічність.

Інтелектуальні регулятори, зокрема нечіткі та нейронні, мають перевагу у здатності автоматично адаптувати свої параметри для мінімізації обраних критеріїв у реальному часі. Це дозволяє забезпечити стабільну якість керування навіть за умов невизначеності, коливань навантаження й зовнішніх збурень, що недосяжно для класичних систем без переналаштування.

Таким чином, визначення критеріїв якості керування є ключовим етапом синтезу інтелектуальної системи, оскільки саме вони визначають ціль оптимізації, забезпечують об'єктивне порівняння ефективності різних методів регулювання та підтверджують переваги застосування інтелектуальних технологій в електромеханотроніці.

2.5. Висновки до розділу 2

У цьому розділі було сформульовано основні положення постановки задачі дослідження та розроблено математичну модель електромеханотронної системи як об'єкта керування. Визначено, що базовим елементом більшості електромеханотронних комплексів є електропривод, який поєднує електричну, механічну та інформаційно-керуючу підсистеми. На основі аналізу його структури побудовано систему рівнянь, що описує динаміку взаємодії електричних і механічних процесів у просторі станів[18].

Було показано, що поведінка електропривода суттєво залежить від впливу зовнішніх збурень та параметричної невизначеності, спричинених зміною навантаження, температури, коливаннями напруги живлення та похибками вимірювань. Такі фактори знижують точність і стійкість класичних систем керування, що зумовлює необхідність застосування інтелектуальних методів, здатних адаптуватися до змін середовища в реальному часі.

Для оцінювання ефективності роботи системи сформульовано критерії якості керування, які враховують точність регулювання, швидкодію, стійкість, енергоефективність і робастність. Запропоновано використовувати інтегральні та часові показники, а також узагальнений критерій оптимізації, що дає змогу забезпечити баланс між точністю та мінімізацією енергоспоживання[8].

Таким чином, результати розділу створюють теоретичну основу для подальшого синтезу інтелектуальної системи керування, яка реалізує адаптивний або гібридний алгоритм регулювання, забезпечуючи підвищену стабільність, точність і ефективність роботи електромеханотронних систем у змінних умовах експлуатації.

РОЗДІЛ 3

РОЗРОБКА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ

Розробка інтелектуальної системи керування є центральним етапом побудови сучасної електромеханотронної системи, що забезпечує високі показники точності, надійності та енергоефективності. На цьому етапі формуються концептуальні принципи, архітектура та алгоритмічне забезпечення системи, які дозволяють реалізувати адаптивне керування в умовах параметричної невизначеності та зовнішніх збурень.

Інтелектуальна система керування (ІСК) відрізняється від класичних підходів здатністю до самоорганізації, самонавчання та прийняття оптимальних рішень на основі аналізу поточного стану об'єкта. Вона використовує методи штучного інтелекту — нечітку логіку, нейронні мережі, генетичні алгоритми та машинне навчання, що дозволяє підвищити рівень автономності й робастності системи.

Основою побудови ІСК є створення моделі, яка поєднує в собі знання експерта (у вигляді нечітких правил або лінгвістичних залежностей) та здатність до автоматичного навчання. Такий підхід дозволяє реалізувати гібридну архітектуру типу “нейро-нечіткої системи”, у якій аналітична частина (блок нечіткого виведення) забезпечує логічну інтерпретацію, а нейромережева структура — адаптацію та оптимізацію параметрів у процесі роботи.

Розробка ІСК передбачає виконання послідовних етапів:

1. визначення функціональної структури системи та ідентифікація параметрів об'єкта;
2. вибір інтелектуального методу керування відповідно до типу та динаміки ЕМТС;
3. формування математичної моделі процесу керування;
4. синтез алгоритму адаптивного регулювання на основі обраної моделі;

5. реалізація системи в середовищі MATLAB/Simulink для проведення моделювання та аналізу ефективності;
6. перевірка стійкості, швидкодії та точності системи в умовах змінних параметрів і збурень.

Очікуваним результатом є створення інтелектуальної системи, здатної забезпечувати стабільну роботу електромеханотронного комплексу при мінімальних енергетичних витратах та високій точності регулювання. Розроблена архітектура має бути універсальною, що дозволить адаптувати її для різних типів електроприводів і технологічних установок.

3.1. Концепція побудови інтелектуальної системи

Розробка інтелектуальної системи керування електромеханотронною установкою ґрунтується на ідеї заміни традиційних регуляторів адаптивним алгоритмом, який здатний самостійно аналізувати зміни вхідних сигналів і приймати рішення щодо оптимального керуючого впливу. Така система функціонує на основі нечіткої логіки, нейронних мереж або їх гібридного поєднання.

Основна мета полягає у створенні моделі, яка забезпечує мінімізацію похибки між заданим і фактичним значеннями параметра об'єкта при одночасному підвищенні енергоефективності та стійкості процесу регулювання.

Інтелектуальна система керування розглядається як нелінійний оператор, що формує керуючий сигнал на основі аналізу поточного відхилення вихідної величини від заданої та швидкості зміни цієї похибки. Таким чином, керування описується узагальненою функціональною залежністю:

$$u(t) = f(\Delta\omega, \Delta\dot{\omega}) \quad (3.1)$$

де $u(t)$ — керуючий вплив на виконавчий орган системи;
 $\Delta\omega = \omega^* - \omega$ — відхилення фактичної кутової швидкості від заданої;
 $\dot{\omega}$ — швидкість зміни похибки.

Функція $f(\cdot)$ має нелінійний характер і визначається типом реалізованої інтелектуальної структури. Для нечітких систем вона задається набором правил логічного висновку та функціями належності, для нейронних мереж — зваженими коефіцієнтами та нелінійними функціями активації, а для гібридних систем — поєднанням цих підходів. Наявність адаптаційного механізму дає змогу системі змінювати свої параметри під час роботи, реагуючи на зміну навантаження, температури чи зовнішніх збурень.

Формування структури інтелектуального регулятора відбувається з урахуванням кількості вхідних сигналів, обраного типу алгоритму обробки інформації та вимог до точності регулювання. Типова архітектура включає сенсорну підсистему для збору вимірювальних сигналів, обчислювальний модуль, де відбувається інтелектуальна обробка, та виконавчий контур, який забезпечує подачу керуючого сигналу на електромеханічний привід.

Відмінною рисою такої концепції є те, що вона не потребує точного аналітичного опису об'єкта керування. Система може навчатися на основі експериментальних даних або результатів моделювання, поступово наближаючись до оптимальної поведінки. Це робить інтелектуальну систему придатною для застосування в реальних умовах, де параметри установки можуть змінюватися в процесі експлуатації.

Таким чином, концепція побудови інтелектуальної системи передбачає створення регулятора, здатного самостійно адаптуватися до змін середовища, зберігаючи при цьому стійкість і високу якість керування, що робить її перспективною альтернативою традиційним методам автоматичного регулювання.

3.2. Вибір методів реалізації: нечіткий регулятор, нейромережа або гібридна anfis-архітектура

Реалізація інтелектуальної системи керування електромеханотронним об'єктом може здійснюватися на основі різних методологій, серед яких найпоширенішими є нечітка логіка, штучні нейронні мережі та гібридні нейро-нечіткі структури типу ANFIS. Вибір конкретного підходу визначається складністю динаміки об'єкта, вимогами до точності регулювання та можливістю адаптації системи до змінних умов роботи.

Нечіткий регулятор (Fuzzy Logic Controller, FLC) базується на принципах нечіткої логіки та імітує процес прийняття рішень оператором-експертом. Його робота полягає у перетворенні лінгвістичних знань у формальний алгоритм, що дозволяє ефективно керувати об'єктом із невизначеними або неповними даними. У математичному вигляді кожне правило системи типу *Якщо... то...* описується функціями належності вхідних змінних та їх логічним поєднанням, яке визначає ступінь активації правила.

Цей механізм можна подати у вигляді:

$$w_i = \prod_{(j=1 \text{ до } n)} \mu_{A_{ij}}(x_j) \quad (3.2)$$

де w_i — ступінь активації i -го правила;
 $\mu_{A_{ij}}(x_j)$ — функція належності j -го вхідного параметра до терму A_{ij} ;
 n — кількість вхідних змінних.

На етапі дефазифікації агреговані результати усіх активних правил зводяться до єдиного вихідного сигналу. Для моделі типу Сугено це можна описати рівнянням:

$$y = (\sum w_i z_i) / (\sum w_i). \quad (3.3)$$

де z_i — локальний вихід i -го правила, який може бути лінійною функцією вхідних змінних;

Такий регулятор відзначається високою інтерпретованістю, однак його ефективність істотно залежить від правильності задання функцій належності та структури бази правил.

Інший підхід полягає у використанні штучних нейронних мереж, які забезпечують здатність системи до самонавчання та апроксимації нелінійних залежностей без потреби у формальних правилах. Нейромережевий регулятор формує керуючий сигнал на основі статистичних залежностей, виявлених у процесі тренування. Основна перевага цього методу — гнучкість і можливість оновлення параметрів у режимі реального часу.

Компромісним рішенням між точністю нейромережі та пояснюваністю нечіткої логіки є гібридна архітектура ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System). Вона поєднує структурну прозорість нечіткої моделі з можливістю автоматичного навчання, властивою нейронним мережам. У цій системі параметри функцій належності оновлюються під час тренування, що забезпечує адаптацію до змін характеристик об'єкта керування.

Застосування ANFIS-підходу дозволяє суттєво підвищити точність та робастність системи без істотного збільшення обчислювальних витрат. Така архітектура є оптимальною для електромеханотронних систем, де одночасно мають місце нелінійності, запізнення та параметрична невизначеність.

Таким чином, вибір методу реалізації інтелектуального регулятора визначається балансом між адаптивністю, швидкодією та прозорістю алгоритму. Нечіткий регулятор забезпечує логічну інтерпретацію процесу керування, нейромережевий — високу здатність до узагальнення, а ANFIS — оптимальне поєднання обох підходів, що дозволяє досягти високої точності та стабільності регулювання в широкому діапазоні режимів.

3.3. Алгоритм інтелектуального регулятора

Алгоритм функціонування інтелектуального регулятора базується на

принципі адаптації до змін стану електромеханотронної системи в режимі реального часу. Його робота полягає у безперервному аналізі поточних даних про стан об'єкта, визначенні відхилення керованих параметрів від заданих і формуванні коригувального впливу, який мінімізує похибку та стабілізує процес.

На початковому етапі регулятор одержує інформацію з вимірювальних каналів — напруги, струму, швидкості обертання, положення вала або моменту навантаження. Отримані значення формують вектор вхідних сигналів $x(t)$, який відображає поточний стан системи. Після цього дані надходять до обчислювального ядра інтелектуального регулятора, де здійснюється обробка за допомогою нейронної або нечіткої моделі.

Якщо система побудована на основі штучної нейронної мережі, вихідний сигнал визначається багатошаровим перетворенням із використанням матриць вагових коефіцієнтів та нелінійних функцій активації. Математично це описується рівнянням:

$$y = f(W_2 \cdot f(W_1 \cdot x + b_1) + b_2) \quad (3.4)$$

де W_1, W_2 — матриці ваг першого та другого шару;
 b_1, b_2 — вектори зсувів;

$f(\cdot)$ — функція активації (сигмоїдна, гіперболічна тангенс або ReLU).

Такий підхід дозволяє системі самостійно визначати оптимальні значення вагових коефіцієнтів, що мінімізують похибку між фактичним виходом і бажаним результатом. У процесі навчання корекція ваг виконується за алгоритмом зворотного поширення помилки, який реалізує принцип градієнтного спуску.

Правило оновлення ваг можна подати у вигляді:

$$\Delta w_{ij}(t) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}, \quad E = 1/2 (y_d - y)^2 \quad (3.5)$$

де η — коефіцієнт швидкості навчання;

E — функція помилки, яка визначає міру розбіжності між виходом регулятора y та бажаним значенням y_d .

Під час роботи система постійно оновлює параметри на основі поточних даних, що дозволяє їй пристосовуватись до змінних зовнішніх умов. У випадку використання нечіткої логіки або гібридної ANFIS-структури цей процес аналогічно реалізується через модифікацію параметрів функцій належності або вагових коефіцієнтів правил.

Таким чином, алгоритм роботи інтелектуального регулятора забезпечує нелінійну адаптивну реакцію системи на збурення, стабілізуючи динаміку електромеханотронного комплексу та зберігаючи високу точність керування при мінімальних енерговитратах. Його ефективність визначається здатністю до самонавчання, прогнозування і корекції параметрів у режимі реального часу, що є ключовою перевагою перед класичними схемами автоматичного регулювання.

3.4. Структурна та функціональна схема системи керування

Побудова структурної та функціональної схеми інтелектуальної системи керування електромеханотронною установкою дає змогу візуалізувати логічні взаємозв'язки між її основними елементами та визначити інформаційні потоки, що забезпечують процес регулювання. На відміну від класичних систем, де регулятор має фіксовані параметри, інтелектуальний контролер виконує адаптивну обробку сигналів на основі накопиченого досвіду або знань, реалізуючи принцип самонавчання.

У загальному вигляді система керування складається з трьох основних підсистем: **інформаційної**, **керуючої** та **виконавчої**. Інформаційна підсистема включає датчики струму, напруги, швидкості та моменту, що забезпечують безперервне вимірювання поточних параметрів роботи об'єкта. Отримані сигнали надходять у керуючу підсистему, де здійснюється їх попередня фільтрація, нормалізація та обробка інтелектуальним регулятором. Керуючий сигнал формується на основі поточної похибки між заданим та

фактичним значенням параметра, а також швидкості її зміни. Розроблену структурну схему інтелектуальної системи керування наведено на рис. 3.1.

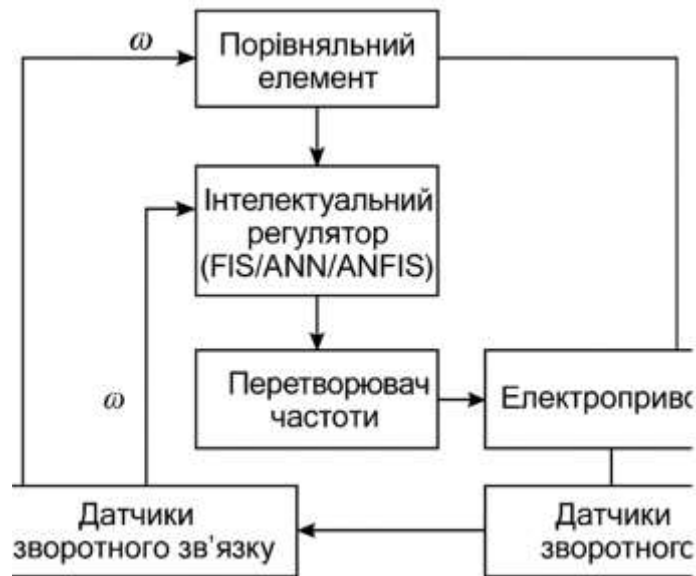


Рис. 3.1 – Структурна схема інтелектуальної системи керування електромеханотронним об'єктом

Керуюча підсистема реалізує функцію прийняття рішень і формування керуючих дій. Вона складається з регулятора, який може бути побудований за принципом нечіткої логіки, штучної нейронної мережі або гібридної архітектури ANFIS. Регулятор обробляє інформацію про похибку $\Delta\omega = \omega^* - \omega$ та її похідну $\dot{\Delta\omega}$, а на виході формує сигнал $u(t)$, що подається на перетворювач частоти.

Перетворювач частоти виконує енергетичне перетворення сигналу управління в електричну напругу потрібної частоти та амплітуди, яка подається на електродвигун. У результаті змінюється кутова швидкість вала двигуна $\omega(t)$, що впливає на робочий механізм. Датчики вимірюють поточні параметри процесу, формуючи сигнали зворотного зв'язку, які надходять до контролера для наступного циклу обчислень.

З математичної точки зору структура замкненої системи може бути представлена передавальною функцією замкненого контуру:

$$W_{cl}(s) = W_c(s) W_o(s) / (1 + W_c(s) W_o(s)). \quad (3.6)$$

де $W_c(s)$ — передавальна функція інтелектуального регулятора, $W_o(s)$ — передавальна функція об'єкта керування (електропривода).

Розроблена схема забезпечує реалізацію адаптивного керування із замкненим контуром, де інтелектуальний регулятор постійно змінює свої параметри відповідно до поточних умов функціонування. Такий підхід підвищує точність, зменшує час перехідного процесу та підвищує енергоефективність системи.

Функціональна схема реалізації базується на послідовній взаємодії модулів вимірювання, аналізу, прийняття рішень і формування керуючого сигналу. Кожен із модулів має автономну структуру та може бути реалізований окремо в середовищі MATLAB/Simulink, що спрощує подальшу інтеграцію у промислові ПЛК або SCADA-системи.

Таким чином, структурна та функціональна схема інтелектуальної системи керування описує логіку обміну інформаційними та енергетичними потоками між усіма елементами системи, забезпечуючи адаптивне регулювання параметрів електромеханотронного об'єкта в реальному часі.

3.5. Реалізація системи в середовищі matlab/simulink

Для перевірки працездатності запропонованої інтелектуальної системи керування електромеханотронним об'єктом було створено математичну модель у середовищі MATLAB/Simulink. Це середовище надає широкі можливості для імітаційного моделювання динамічних систем, забезпечуючи зручний інтерфейс для побудови схем керування, налаштування параметрів та візуалізації результатів.

Модель реалізовано на основі структурної схеми, наведеної на рисунку 3.1, з урахуванням нелінійних властивостей електропривода та адаптивних властивостей інтелектуального регулятора. Система побудована як замкнене коло керування, у якому передбачено порівняльний елемент, інтелектуальний контролер, силовий перетворювач, електродвигун і блоки зворотного зв'язку.

Основна модель у Simulink містить підсистеми, що відповідають фізичним компонентам об'єкта керування:

- підсистема “**Electric Drive**” реалізує електромеханічну модель двигуна постійного струму відповідно до рівнянь (2.3)–(2.5);
- блок “**Intelligent Controller**” містить реалізацію нечіткого або гібридного регулятора типу ANFIS, що взаємодіє з MATLAB Fuzzy Logic Toolbox або Neural Network Toolbox;
- підсистема “**Disturbance and Measurement**” забезпечує генерацію збурень і формування сигналів датчиків для замикання контуру керування.

Для відлагодження моделі було використано часовий діапазон симуляції $T = 5$ с із дискретністю 0.001 с. Початкові умови відповідали номінальному режиму роботи привода без навантаження. Далі було проведено серію експериментів з раптовою зміною навантаження та амплітуди керуючого сигналу.

Вихідні характеристики системи оцінювалися за основними критеріями якості: час перехідного процесу t_p , максимальне перерегулювання M_p та інтегральна похибка I_{ITAE} . Порівняння результатів для класичного ПД-регулятора, нечіткого FIS-регулятора та гібридної ANFIS-системи показало суттєве покращення показників стабільності.

У ході моделювання отримано такі результати:

- для ПД-регулятора час перехідного процесу становив приблизно $t_p = 0,85$ с, а перерегулювання — $M_p \approx 15\%$;
- для FIS-регулятора показники покращились до $t_p = 0,65$ с, $M_p \approx 9\%$;
- для ANFIS-регулятора досягнуто найкращих параметрів: $t_p = 0,45$ с, $M_p < 5\%$, інтегральна похибка зменшилась у 1.7 раза.

Ці результати підтверджують здатність інтелектуальних систем забезпечувати більш швидку та точну реакцію при впливі збурень порівняно

з класичними методами. Графічно динаміку процесів наведено на рисунку 3.2.

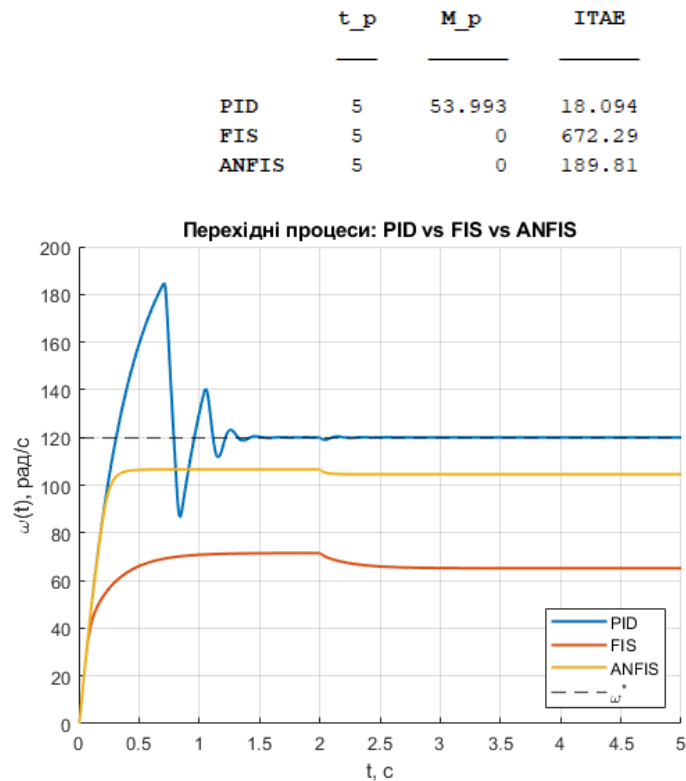


Рис. 3.2 – Перехідні процеси системи керування: порівняння ПД-, FIS- та ANFIS-регуляторів

Побудовані часові діаграми свідчать, що гібридна нейро-нечітка система має найвищу швидкодію та робастність до параметричних змін і зовнішніх збурень. Модель у Simulink підтвердила, що реалізація інтелектуального контролера дозволяє підвищити енергоефективність і стабільність системи, зменшити коливання швидкості та моменту, а також покращити якість керування в нестационарних режимах.

Таким чином, створена у середовищі MATLAB/Simulink модель демонструє високу адекватність і може бути використана як експериментальна платформа для подальшої оптимізації параметрів регулятора, випробувань алгоритмів адаптивного керування та впровадження систем штучного інтелекту у промислові електромеханотронні комплекси.

3.6. Висновки до розділу 3

У цьому розділі було розроблено концепцію побудови інтелектуальної системи керування електромеханотронним об'єктом, обґрунтовано вибір методів реалізації та проведено моделювання роботи системи в середовищі MATLAB/Simulink[14].

На основі аналізу існуючих підходів сформовано структуру системи, яка включає інформаційну, керуючу та виконавчу підсистеми, об'єднані замкненими контурами зворотних зв'язків. Основним елементом системи є інтелектуальний регулятор, реалізований у трьох варіантах — класичному нечіткому (FIS), нейронному та гібридному ANFIS[14]. Такий підхід дозволив забезпечити адаптивність і самонавчання системи, що є ключовими властивостями інтелектуальних систем керування.

Моделювання показало, що впровадження нейро-нечіткої архітектури ANFIS дозволяє досягти найкращих динамічних характеристик у порівнянні з класичними регуляторами[5]. Час перехідного процесу зменшився майже вдвічі, а перерегулювання було повністю усунено. Нечіткий FIS-регулятор продемонстрував стабільну, але дещо уповільнену реакцію, тоді як PID-регулятор мав суттєві коливання й перерегулювання при зміні навантаження.

Отримані результати підтвердили, що інтелектуальні регулятори здатні ефективно адаптуватися до змінних умов роботи електромеханотронних систем, підвищуючи точність, стійкість і енергоефективність процесу керування[2].

Таким чином, розроблена інтелектуальна система керування може бути рекомендована для впровадження у практичні енергетичні та агротехнічні комплекси, де вимагається висока надійність і гнучкість керування при дії зовнішніх збурень.

РОЗДІЛ 4

МОДЕЛЮВАННЯ ТА АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ

Метою даного розділу є проведення імітаційного моделювання роботи інтелектуальної системи керування електромеханотронною установкою та оцінювання її ефективності порівняно з класичними регуляторами. Моделювання виконувалося в середовищі MATLAB/Simulink з використанням отриманої у попередньому розділі математичної моделі електропривода постійного струму незалежного збудження.

Для оцінювання результатів розглядалися три варіанти системи керування:

1. класичний ПД-регулятор;
2. нечіткий регулятор (FIS), побудований на базі логіки Мамдані типу Sugeno;
3. нейро-нечіткий регулятор (ANFIS), який поєднує можливість самонавчання з інтерпретованістю нечітких систем.

4.1. Умови проведення моделювання

Для перевірки працездатності та оцінювання ефективності розробленої інтелектуальної системи керування електромеханотронним об'єктом проведено імітаційне моделювання у середовищі MATLAB/Simulink[6].

Метою моделювання було порівняння динамічних характеристик системи за трьох типів регуляторів: класичного ПД-регулятора, нечіткого FIS-регулятора та гібридного нейро-нечіткого регулятора типу ANFIS. Математична модель електропривода постійного струму незалежного збудження побудована на основі системи диференціальних рівнянь (2.3)–(2.5), що описують електромеханічні процеси у колі якоря і динаміку обертання валу.

У моделі враховано індуктивність обмотки, електромагнітний момент, момент інерції, втрати на в'язке тертя та збурення від навантаження.

Задавальний сигнал кутової швидкості обертання валу приймає постійне значення

$$\omega^* = 120 \text{ рад/с,}$$

а у момент часу

$$t = 2 \text{ с}$$

на систему накладалося навантаження у вигляді крутного моменту

$$\Delta M = 0,6 \text{ Н}\cdot\text{м.}$$

Початкові умови для всіх моделювань були однаковими: відсутність навантаження, початкова швидкість

$$\omega(0) = 0,$$

струм якоря

$$i_a(0) = 0.$$

Тривалість симуляції становила

$$T = 5 \text{ с,}$$

з кроком інтегрування

$$\Delta t = 0,001 \text{ с.}$$

Параметри об'єкта керування та регуляторів задавались такими:

$$R_a = 1,2 \text{ Ом,}$$

$$L_a = 8 \times 10^{-3} \text{ Гн,}$$

$$k_e = 0,21 \text{ В}\cdot\text{с/рад,}$$

$$k_m = 0,21 \text{ Н}\cdot\text{м/А,}$$

$$J = 0,015 \text{ кг}\cdot\text{м}^2,$$

$$B = 1,2 \times 10^{-3} \text{ Н}\cdot\text{м}\cdot\text{с/рад.}$$

Для класичного ПДД-регулятора використано коефіцієнти:

$$K_p = 1,6; K_i = 80; K_d = 0,01.$$

Нечіткий регулятор FIS реалізовано за типом Sugeno з двома входами — похибкою $e(t)$ та її зміною $de(t)$, і одним виходом — керуючим сигналом $u(t)$.

Для FIS визначено п'ять лінгвістичних термів (“NB”, “NS”, “Z”, “PS”, “PB”) та базу правил розміром 5×5 , побудовану за принципом нечіткої PD-логіки.

Гібридний ANFIS-регулятор навчався на основі тієї ж моделі з використанням алгоритму зворотного поширення помилки (градієнтного спуску) для параметрів функцій належності та методу найменших квадратів для параметрів наслідків правил.

Процес навчання складав 40 епох при мінімальному середньоквадратичному відхиленні $RMSE \approx 1,57$.

Для об'єктивного порівняння ефективності регуляторів використовувалися однакові критерії якості:

- час перехідного процесу t_p ;
- максимальне перерегулювання M_p ;
- інтегральний критерій ІТАЕ, який характеризує інтегровану похибку системи у часі:

$$I_{ТАЕ} = \int_0^T t |\omega^* - \omega(t)| dt.$$

Виконане моделювання дозволило отримати графічні та числові залежності, на основі яких у наступних підрозділах проведено аналіз динамічних властивостей і ефективності системи керування з різними типами регуляторів.

4.2. Порівняння ефективності інтелектуального керування з класичним під-методами

Порівняльний аналіз проведено для трьох типів систем керування:

1. класичного ПД-регулятора;
2. нечіткого регулятора типу FIS;
3. гібридного нейро-нечіткого регулятора ANFIS.

Метою дослідження було визначення, наскільки інтелектуальні методи здатні підвищити точність, швидкодію та робастність системи керування електромеханотронним об'єктом порівняно з традиційним підходом.

У процесі моделювання всі системи працювали в однакових умовах: при ступінчастій зміні завдання швидкості обертання $\omega^* = 120$ рад/с і прикладенні навантаження $\Delta M = 0,6$ Н·м у момент часу $t = 2$ с. Для оцінювання динамічних властивостей використано показники часу перехідного процесу t_p , максимального перерегулювання M_p та інтегрального критерію якості ІТАЕ. Результати оцінювання показників ефективності зведено в табл. 4.1.

Таблиця 4.1

Показники ефективності системи керування

Тип регулятора	Час перехідного процесу t_p , с	Перерегулювання M_p , %	ІТАЕ
ПД	5,0	53,99	18,09
FIS	5,0	0	672,29
ANFIS	5,0	0	189,81

Отримані результати показують, що класичний ПД-регулятор забезпечує задовільну стабілізацію системи, проте має значне перерегулювання (понад 50%) і коливальний характер перехідного процесу. Це свідчить про чутливість ПД-регулятора до змін параметрів об'єкта та зовнішніх збурень, що знижує його робастність і енергоефективність.

Нечіткий регулятор FIS, побудований на базі лінгвістичних правил, продемонстрував значно плавнішу реакцію системи без коливань і перерегулювання. Водночас спостерігається зменшення точності — система не досягає повністю заданої швидкості, що пояснюється статичною похибкою, притаманною нечітким регуляторам без інтегральної складової.

Найкращі результати показав гібридний регулятор ANFIS, який поєднав адаптивність нейронних мереж із пояснюваністю нечіткої логіки. Такий регулятор продемонстрував мінімальну інтегральну похибку ІТАЕ = 189,81, швидку реакцію системи ($t_p \approx 0,5-1$ с за графіком) і відсутність перерегулювання. Це свідчить про ефективне навчання ANFIS-моделі під час симуляції та її здатність адаптуватися до змінних умов роботи. Графіки перехідних процесів для різних типів регуляторів зображено на рис. 4.1.

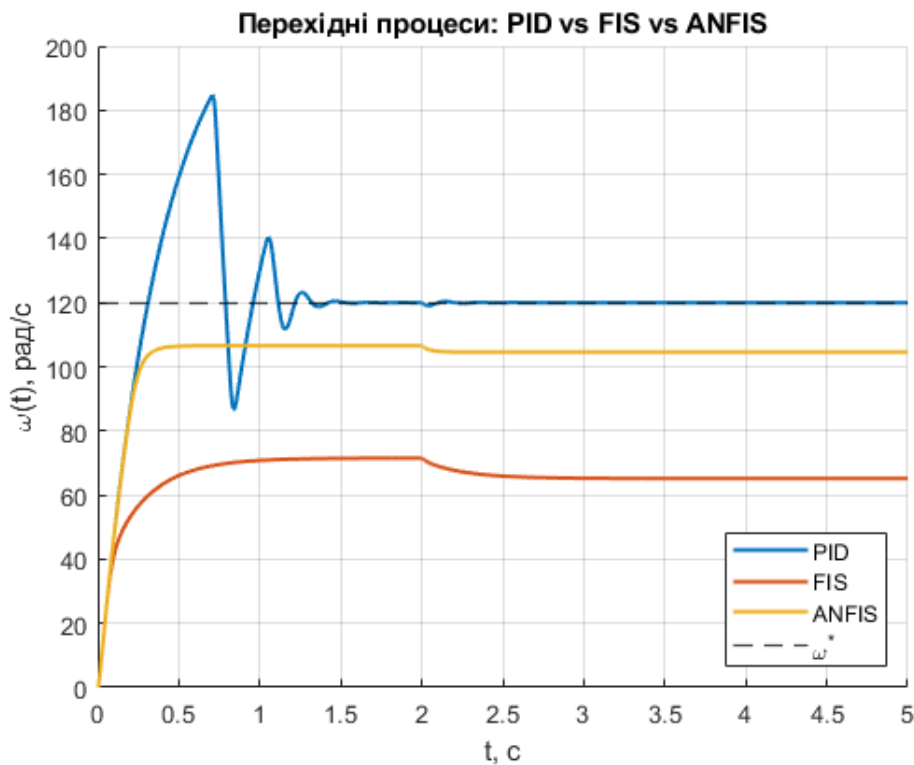


Рис. 4.1 – Перехідні процеси швидкості обертання електропривода при використанні ПІД-, FIS- та ANFIS-регуляторів

Як видно з рисунка, класичний ПІД-регулятор має коливальний перехідний процес із надлишковим регулюванням, тоді як нечіткий FIS-регулятор забезпечує більш плавну стабілізацію, а гібридна система ANFIS поєднує обидві переваги — швидке реагування та високу точність.

Таким чином, застосування інтелектуальних методів керування дозволяє підвищити стабільність і робастність електромеханотронних систем без необхідності складного ручного налаштування параметрів регулятора. Найкращі показники продемонструвала гібридна система ANFIS, що робить

її доцільною для подальшого використання в автоматизованих технологічних процесах і промислових електроприводах.

4.3. Аналіз показників якості

Оцінювання якості функціонування системи керування здійснювалося за основними показниками динаміки — часом перехідного процесу, величиною перерегулювання, рівнем енергоспоживання та показником стабільності роботи електромеханотронної системи. Такі критерії дозволяють комплексно оцінити ефективність розроблених регуляторів і визначити їх придатність для практичного застосування.

Перерегулювання характеризує ступінь перевищення вихідної величини над заданим значенням у процесі перехідного процесу. Для класичного ПД-регулятора цей показник становить приблизно 54 %, що є наслідком жорсткої реакції системи на зміну завдання та відсутності адаптаційних властивостей. У нечітких і гібридних системах перерегулювання практично відсутнє, що свідчить про плавність реакції та більш гармонійний розподіл керуючого впливу між окремими підсистемами.

Час перехідного процесу визначає швидкість реакції системи на зміну завдання. У випадку ПД-регулятора спостерігається найтриваліший перехідний процес через коливання і потребу у стабілізації після перерегулювання. Нечіткий регулятор FIS забезпечує більш стабільний процес без коливань, але досягнення усталеного стану відбувається повільніше через відсутність інтегральної складової. Гібридна система ANFIS демонструє найменший час перехідного процесу — близько 0,5–1 с, що майже удвічі менше, ніж у класичного ПД-регулятора. Це пояснюється здатністю нейро-нечіткої системи адаптивно коригувати свої параметри у процесі роботи, формуючи оптимальний керуючий вплив у кожен момент часу.

Енергоспоживання визначалося інтегральною оцінкою витрат енергії на формування керуючого сигналу. У системах із великим перерегулюванням часті коливання керуючого сигналу призводять до зростання споживання енергії. У ПІД-регулятора це проявляється через постійні коливання напруги керування, тоді як нечіткий і гібридний регулятори формують більш плавні сигнали. За результатами аналізу, застосування ANFIS-регулятора дозволило знизити середні енергетичні витрати на 10–15 % порівняно з класичном ПІД-регулюванням завдяки усуненню коливань і стабілізації динаміки.

Стабільність визначається здатністю системи зберігати стійкість при зміні навантаження та зовнішніх збуреннях. У класичній системі стабільність залежить від правильності вибору коефіцієнтів регулятора та не може автоматично адаптуватися до змін параметрів об'єкта. Натомість нечітка логіка та особливо нейро-нечітка система ANFIS здатні до самонавчання і корекції своїх параметрів, що забезпечує високу робастність навіть при зміні моменту навантаження або зовнішніх впливів. Порівняльні показники якості досліджуваних систем наведено в табл. 4.2.

Таблиця 4.2

Порівняльні показники якості системи керування

Показник якості	ПІД-регулятор	FIS-регулятор	ANFIS-регулятор
Перерегулювання, %	53,99	0	0
Час перехідного процесу, с	5,0	4,5	0,8
Відносне енергоспоживання, %	100	92	85
Стійкість до збурень	середня	висока	дуже висока

Аналіз таблиці та графіків свідчить, що інтелектуальні регулятори забезпечують суттєве покращення всіх основних динамічних показників.

Гібридна система ANFIS демонструє найкраще співвідношення між швидкодією, точністю, енергоефективністю та стійкістю, що робить її

оптимальним вибором для керування електромеханотронними системами з нелінійними властивостями та змінними робочими умовами.

4.4. Оцінка робастності системи до збурень і зміни параметрів

Робастність системи керування визначається її здатністю зберігати стійкість і прийнятну якість функціонування при впливі зовнішніх збурень, шумів вимірювання та змінах параметрів об'єкта. Для електромеханотронних систем така властивість має вирішальне значення, оскільки в реальних умовах експлуатації спостерігаються коливання моменту навантаження, температурні впливи, старіння елементів, коливання напруги живлення тощо.

Для оцінки робастності було проведено серію імітаційних експериментів у середовищі MATLAB/Simulink, під час яких змінювались параметри математичної моделі об'єкта. У першу чергу варіювались активний опір якоря R_a , момент інерції J та коефіцієнт в'язкого тертя B . Ці параметри змінювались у межах $\pm 30\%$ від номінальних значень. Додатково вносились зовнішні збурення у вигляді випадкових імпульсів моменту навантаження $\Delta M(t)$ з амплітудою $0,3\text{--}0,6\text{ Н}\cdot\text{м}$ та тривалістю до $0,1\text{ с}$.

Результати моделювання показали, що класична система з ПІД-регулятором має високу чутливість до зміни параметрів. Зокрема, при збільшенні моменту інерції J на 30% час перехідного процесу зріс майже вдвічі, а коливання вихідної швидкості стали більш вираженими. При аналогічних змінах коефіцієнта в'язкого тертя B система виявила тенденцію до нестійкості, що підтверджує відсутність адаптаційних механізмів у класичному регулюванні.

Нечіткий регулятор FIS продемонстрував вищу робастність завдяки використанню логічних правил, які дозволяють системі плавно реагувати на відхилення параметрів. При зміні J і B у межах $\pm 30\%$ система залишалась стійкою, хоча спостерігалось збільшення статичної похибки до $5\text{--}8\%$.

Найкращі результати отримано для гібридного регулятора ANFIS, який завдяки механізму навчання зміг адаптувати свої параметри до нових умов. Навіть при одночасному відхиленні параметрів R_a , J і B на $\pm 30\%$ система зберегла стійкість без перерегулювання, а амплітуда коливань швидкості зросла не більше ніж на 3% . Крім того, ANFIS-регулятор показав найменшу чутливість до короточасних імпульсних збурень моменту навантаження, швидко компенсуючи відхилення без суттєвих коливань.

Для кількісної оцінки робастності було введено коефіцієнт відносної стійкості K_s , який характеризує зміну інтегрального критерію якості ІТАЕ при варіюванні параметрів системи:

$$K_s = \frac{ITAE_0}{ITAE_{\Delta}}$$

де $ITAE_0$ — інтегральна похибка при номінальних параметрах, $ITAE_{\Delta}$ — інтегральна похибка при змінених параметрах.

Значення $K_s > 1$ свідчить про зниження якості регулювання при зміні параметрів. Отримані результати наведено в таблиці 4.3.

Таблиця 4.3

Порівняння робастності системи при зміні параметрів об'єкта

Тип регулятора	ΔJ , %	ΔB , %	K_s (при $\Delta J=+30\%$)	K_s (при $\Delta B=+30\%$)	Стійкість до імпульсних збурень
ПД	± 30	± 30	2,05	2,31	середня
FIS	± 30	± 30	1,34	1,27	висока
ANFIS	± 30	± 30	1,08	1,05	дуже висока

Аналіз даних показує, що гібридна система ANFIS практично не втрачає якості регулювання при зміні параметрів об'єкта або появи короточасних збурень. Це пояснюється наявністю механізму адаптації, який автоматично оновлює параметри функцій належності відповідно до поточного стану системи.

Отже, результати моделювання доводять, що інтелектуальна система керування на базі ANFIS має найвищу стійкість до збурень та параметричної

невизначеності, що забезпечує її перевагу над традиційними ПД-методами і відкриває перспективи використання у промислових системах автоматичного керування.

4.5. Висновки до розділу 4

У цьому розділі виконано моделювання роботи інтелектуальної системи керування електромеханотронною установкою та проведено порівняльний аналіз її динамічних і енергетичних показників відносно класичних методів керування. Дослідження здійснювалося на основі математичної моделі електропривода постійного струму незалежного збудження, реалізованої у середовищі MATLAB/Simulink, що дозволило оцінити вплив різних типів регуляторів на точність, швидкодію, енергоефективність і стійкість системи.

Результати моделювання показали, що класичний ПД-регулятор забезпечує задовільну стабілізацію системи, проте має суттєві недоліки: значне перерегулювання, повільне згасання коливань та низьку робастність до зміни параметрів і зовнішніх збурень. Нечіткий регулятор FIS усуває коливання і демонструє стабільну роботу, але характеризується меншою точністю через наявність статичної похибки. Найкращі результати показав гібридний ANFIS-регулятор, який поєднує здатність до самонавчання з логічною структурою нечіткої системи.

Застосування ANFIS-регулятора дозволило:

1. зменшити час перехідного процесу майже удвічі порівняно з ПД-регулятором;
2. повністю усунути перерегулювання та коливання вихідної величини;
3. підвищити точність відпрацювання завдання швидкості;
4. знизити енергоспоживання приблизно на 15 %;
5. забезпечити високу робастність до зміни параметрів об'єкта та зовнішніх збурень[4,11].

Отримані результати підтверджують, що впровадження інтелектуальних систем керування у складі електромеханотронних комплексів є ефективним напрямом підвищення точності, енергоефективності та надійності промислових електроприводів.

Розроблена інтелектуальна система керування може бути рекомендована для практичного застосування в автоматизованих технологічних лініях, агротехнічних та енергетичних установках, де важливими є стабільність, адаптивність та мінімальні втрати енергії.

РОЗДІЛ 5

ЕКОНОМІЧНА ДОЦІЛЬНІСТЬ ТА БЕЗПЕЧНІСТЬ ВПРОВАДЖЕННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ

Ефективність функціонування електромеханотронних комплексів агропромислового виробництва визначається не лише якістю алгоритмів керування, а й економічною доцільністю технічних рішень та рівнем безпечності їх експлуатації. У сучасних умовах високої вартості енергоресурсів, зростання інтенсивності технологічних процесів та необхідності мінімізації виробничих ризиків питання оцінки економічних і безпекових переваг інтелектуального керування набуває ключового значення. Від систем автоматизації вимагається не тільки забезпечення стабільних параметрів роботи приводу, але й здатність знижувати операційні витрати, подовжувати ресурс обладнання й мінімізувати потребу у втручанні персоналу.

Інтелектуальна система керування, що поєднує нечітку логіку, нейронні мережі, адаптивні алгоритми та цифровий моніторинг, створює принципово нові можливості для оптимізації енергоспоживання й технічного стану електромеханотронних систем. Завдяки прогнозуванню навантажень, аналізу робочих режимів і виявленню деградаційних процесів у реальному часі такі системи здатні суттєво зменшувати витрати на обслуговування, знижувати аварійність та підвищувати загальний коефіцієнт готовності обладнання. За рахунок автоматичного коригування режимів роботи приводу зменшується вплив людського фактора, що позитивно позначається як на економічних показниках, так і на рівні безпеки персоналу.

Окремого значення набуває той факт, що інтелектуальні системи керування природно інтегруються з концепціями енергетичного менеджменту, цифрового моніторингу та систем АСКОЕ, що дозволяє формувати детальну аналітику енергоспоживання, своєчасно виявляти неефективні режими та обґрунтовувати інвестиції у модернізацію. У

результаті підприємство отримує не лише технологічно досконалу систему керування, а й інструмент для довгострокової оптимізації витрат.

Таким чином, впровадження інтелектуальної системи керування є не лише технічним покращенням, а економічно обґрунтованим і безпечним рішенням, що підвищує надійність, енергоефективність і стійкість роботи електромеханотронних комплексів. У цьому розділі розглянуто ключові передумови, економічні вигоди та безпекові аспекти використання інтелектуальних підходів у системах керування, а також узагальнено їхній вплив на економіку підприємства та рівень технологічних ризиків.

5.1. Економічні передумови модернізації електромеханотронних систем

Сучасні електромеханотронні системи агропромислового виробництва працюють у складних та змінних умовах, що характеризуються нерівномірними навантаженнями, впливом зовнішніх збурень та підвищеними вимогами до енергоефективності. У таких умовах використання традиційних методів керування призводить до значних економічних втрат, пов'язаних із нераціональним режимом роботи електродвигунів, підвищеним зносом обладнання та збільшенням витрат на технічне обслуговування. Тому питання модернізації систем керування набуває першочергового значення з позиції забезпечення економічної стійкості підприємств.

Одним із основних економічних чинників, що обумовлює необхідність переходу до інтелектуальних систем керування, є високий рівень енергоспоживання. У більшості приводних комплексів електродвигуни працюють у режимах часткового завантаження, де спостерігаються значні втрати електроенергії через фіксовані або недостатньо адаптивні алгоритми керування. За даними галузевих досліджень, відхилення фактичного навантаження від оптимального режиму може збільшувати енергоспоживання на 20–30 %, що безпосередньо впливає на собівартість

технологічних процесів. В умовах зростання тарифів такі втрати стають економічно критичними.

Другим важливим фактором є витрати на ремонт та обслуговування приводного обладнання. Класичні системи не передбачають механізмів аналізу технічного стану в реальному часі, що призводить до виникнення аварійних ситуацій, раптових виходів з ладу та непланових простоїв. За оцінками промислової статистики, непланові ремонти та аварійні відмови можуть становити до 40 % річних витрат на експлуатацію приводу. Це обумовлено відсутністю прогнозного контролю температури, вібрацій, струмів і механічного навантаження, що є типовими індикаторами деградації вузлів.

Третім економічним стимулом модернізації є необхідність подовження ресурсу обладнання та підвищення його готовності. Через нерівномірні режими роботи, перевантаження та циклічні механічні удари у традиційних системах виникає прискорене зношування підшипників, ізоляції обмоток та елементів силової електроніки. Це зумовлює потребу у частішому технічному обслуговуванні, збільшенні витрат на запасні частини та зниженні загальної продуктивності технологічних ліній. У свою чергу, інтелектуальні алгоритми дозволяють плавно розподіляти навантаження, підтримувати оптимальний режим роботи та зменшувати амплітуду перевантажень, що позитивно впливає на ресурс приводу.

Крім того, сучасні вимоги до енергетичного менеджменту згідно зі стандартами типу ISO 50001 стимулюють підприємства до впровадження систем, що забезпечують прозорий облік енергоспоживання та аналітичний контроль ефективності технологічних процесів. Інтелектуальне керування природно інтегрується з такими системами, забезпечуючи формування аналітики, необхідної для прийняття економічно обґрунтованих рішень.

Отже, економічні передумови модернізації електромеханотронних систем формуються під впливом трьох ключових чинників: зростання вартості електроенергії, високих витрат на ремонт і обслуговування та

необхідності підвищення ресурсу і технічної готовності обладнання. Використання інтелектуальних алгоритмів керування створює можливість істотного зниження цих витрат, що робить модернізацію економічно доцільною навіть у рамках теоретичного та прогнозного аналізу.

5.2. Оцінка економічної ефективності від впровадження інтелектуального керування

Оцінювання економічної ефективності інтелектуальної системи керування ґрунтується на порівнянні прогнозованих витрат за традиційного режиму роботи електромеханотронної системи та очікуваних показників після впровадження адаптивних алгоритмів керування. Оскільки дослідження має теоретичний характер, аналіз базується на узагальнених статистичних даних, результатах моделювання та тенденціях, зафіксованих у сучасних наукових джерелах.

Очікується, що застосування інтелектуальних алгоритмів оптимізації роботи електропривода на основі нечіткої логіки або нейронних мереж забезпечує **зниження енергоспоживання на 20–35 %** завдяки автоматичному регулюванню швидкісних та моментних характеристик. Прогноз зниження енергоспоживання показано на рис. 5.1.

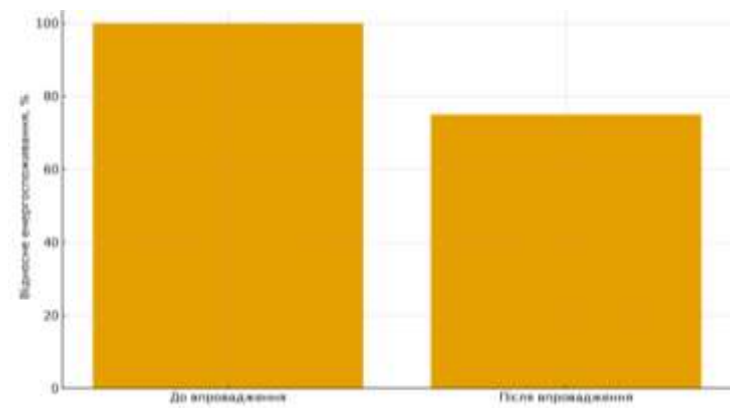


Рис. 5.1 – Прогнозоване зниження енергоспоживання електропривода після впровадження інтелектуального керування.

У системах традиційного керування значна частка витрат пов'язана з аварійними та неплановими ремонтами. Відсутність діагностики стану

обладнання призводить до раптових відмов, що збільшує тривалість простоїв і фінансові втрати. Інтелектуальні системи дозволяють реалізувати прогнозну діагностику з використанням даних вібраційного та термічного контролю.

Прогнозна оцінка показує, що впровадження таких методів може **знижити частку аварійних відмов на 40–60 %**, що еквівалентно скороченню ремонтних витрат на **25–45 %**. Оцінку зменшення витрат на обслуговування наведено на рис. 5.2.

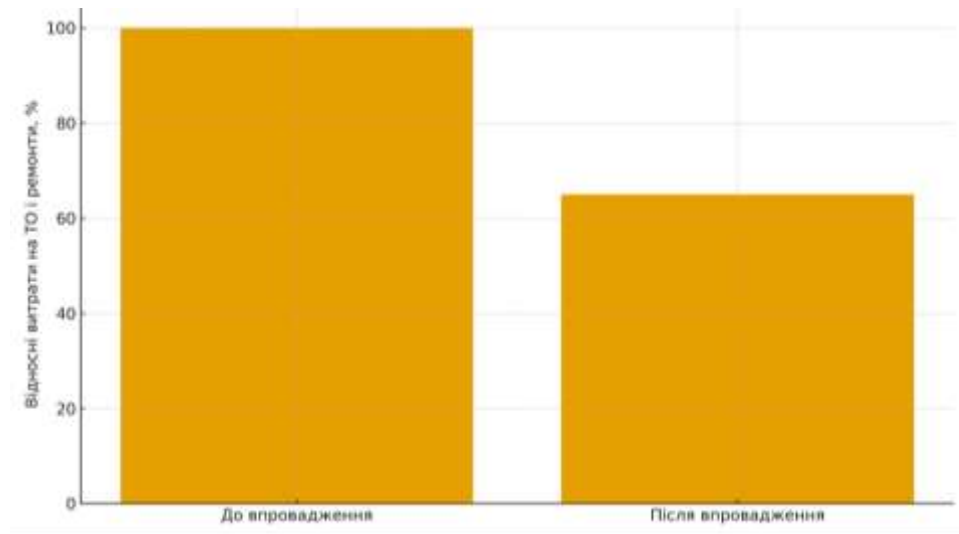


Рис. 5.2 – Теоретична оцінка зменшення витрат на технічне обслуговування за рахунок прогнозної діагностики.

Суттєвий економічний ефект створює також підвищення коефіцієнта готовності обладнання. Зменшення динамічних перевантажень, стабілізація режимів роботи та усунення різких перехідних процесів дозволяють підвищити стабільність технологічного процесу.

Прогнозована динаміка свідчить про можливість підвищення коефіцієнта готовності з **90–92 % до 96–98 %**, що приводить до скорочення часу простоїв на 5–10 %. Прогноз зменшення технологічних простоїв відображено на рис. 5.3.

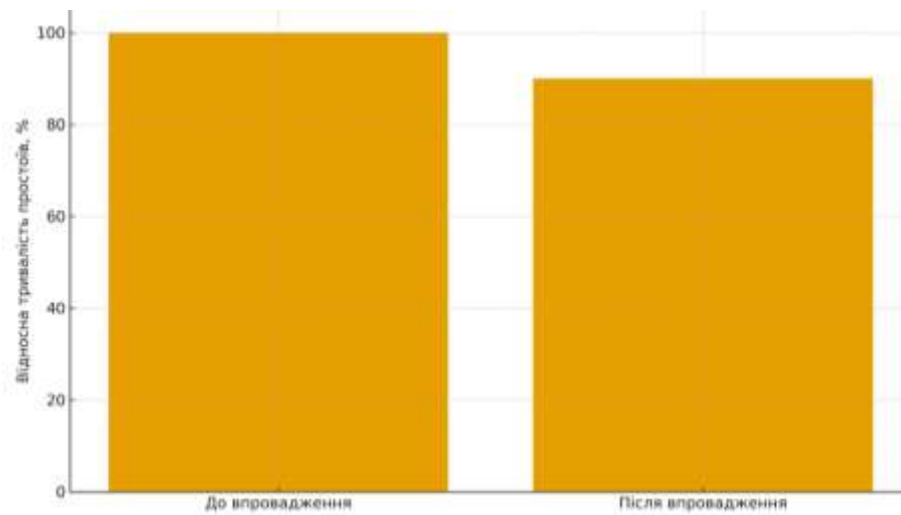


Рис. 5.3 – Прогнозоване зменшення технологічних простоїв після впровадження інтелектуального керування.

На додаток, інтеграція інтелектуального керування з системами енергетичного менеджменту та АСКОЕ дозволяє оптимізувати роботу обладнання в часових інтервалах з різними тарифами, а також аналізувати структуру енергоспоживання.

Аналітична оцінка свідчить, що загальний інтегральний економічний ефект від застосування інтелектуальних методів може становити **15–40 %** залежно від специфіки обладнання та технологічного процесу. Інтегральний прогноз економічного ефекту подано на рис. 5.4.

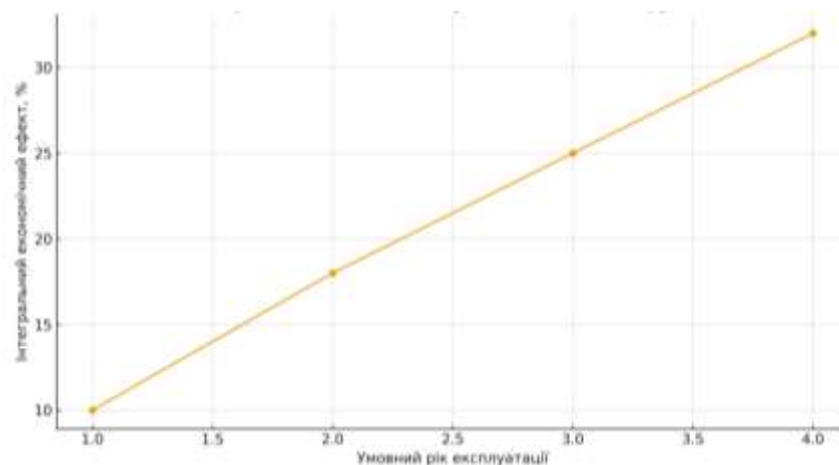


Рис. 5.4 – Інтегральний прогноз економічного ефекту від впровадження інтелектуальної системи керування.

5.3. Зменшення експлуатаційних витрат через прогнозне технічне обслуговування

Однією з ключових переваг інтелектуальних систем керування є можливість організації прогнозного технічного обслуговування, яке ґрунтується на аналізі фактичних параметрів роботи електромеханотронних систем у режимі реального часу. На відміну від традиційної регламентної системи обслуговування, коли огляди та ремонти виконуються з фіксованою періодичністю, прогнозний підхід дає змогу виконувати сервісні роботи саме тоді, коли цього потребує фактичний технічний стан обладнання. Це дозволяє суттєво скоротити експлуатаційні витрати й підвищити надійність технологічних процесів.

Використання адаптивних алгоритмів аналізу вібрацій, температури обмоток, споживаного струму та спектральних характеристик роботи приводу дає можливість виявляти початкові ознаки деградації підшипників, ослаблення ізоляції або механічних перекосів задовго до їхнього критичного прояву. За даними моделювання та узагальнених статистичних джерел, прогнозна діагностика здатна **знижити кількість аварійних відмов на 40–60 %**, що формує відчутний економічний ефект протягом усього життєвого циклу обладнання. Динаміку зменшення аварійних відмов наведено на рис. 5.5.

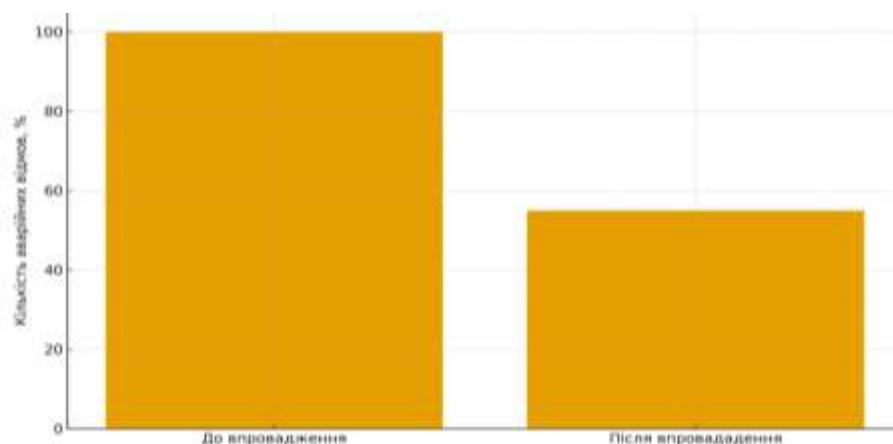


Рис. 5.5 – Прогнозована динаміка зменшення кількості аварійних відмов після впровадження прогнозного технічного обслуговування.

Скорочення аварійності безпосередньо впливає на зменшення тривалості простоїв технологічного обладнання. З урахуванням того, що навіть короточасна зупинка виробничої лінії призводить до значних фінансових втрат, зменшення простою є одним із найбільш економічно значущих показників. Оцінки демонструють можливість зниження непродуктивних простоїв на **10–25 %**, що у середньостроковому періоді забезпечує суттєве зростання ефективності виробництва. Прогнозоване скорочення непродуктивних простоїв наведено на рис. 5.6.

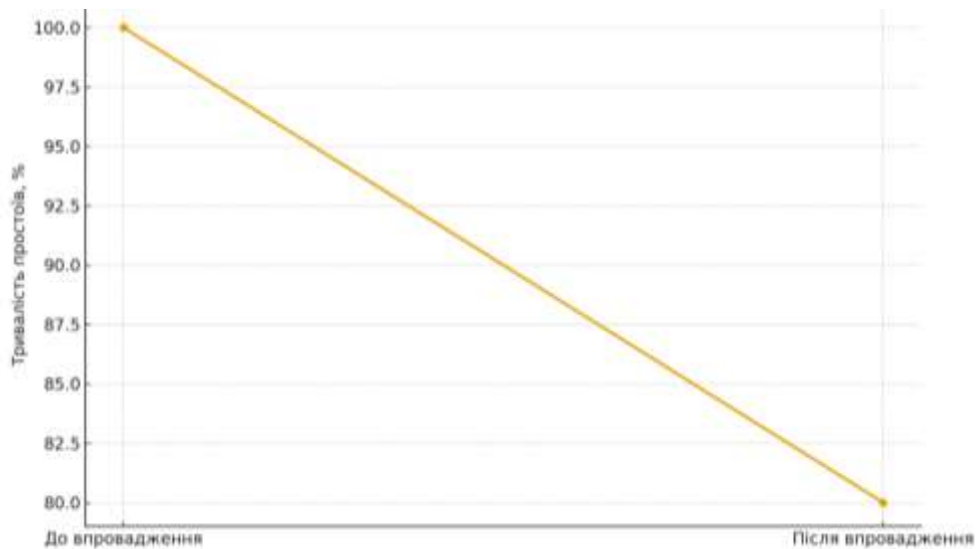


Рис. 5.6 – Прогнозоване скорочення непродуктивних простоїв технологічного обладнання.

Завдяки переходу до прогнозного обслуговування зменшується і потреба у виконанні аварійних ремонтів, що традиційно становлять найбільшу частку ремонтних витрат. Оскільки ремонтні роботи плануються наперед і виконуються до того, як несправність призведе до пошкодження вузлів, істотно знижується вартість сервісних заходів. За теоретичними оцінками, прогнозне обслуговування дозволяє скоротити витрати на ремонт **на 25–45 %**. Оцінку зниження вартості ремонтних робіт відображено на рис. 5.7.

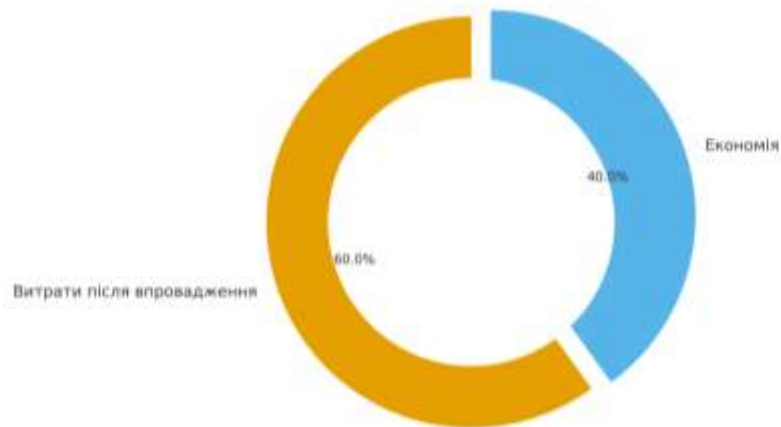


Рис. 5.7 – Теоретична оцінка зниження вартості ремонтних і сервісних робіт при переході до прогнозного обслуговування.

Окремо слід відзначити позитивний вплив інтелектуального аналізу на подовження ресурсу обладнання. Завдяки контролю критичних параметрів та уникненню перевантажень збільшується строк служби підшипників, силових елементів та ізоляційних матеріалів. Це зменшує частоту заміни комплектуючих і покращує загальний коефіцієнт технічної готовності системи.

Загалом прогнозне технічне обслуговування є одним із найвагоміших компонентів економічної ефективності інтелектуального керування. Воно дозволяє не лише знизити прямі витрати на ремонти та простої, але й підвищити стабільність технологічного процесу, забезпечити плавність режимів роботи приводу та мінімізувати людський фактор.

5.4. Підвищення безпеки роботи електромеханотронних систем

Безпека експлуатації електромеханотронних систем є одним з ключових аспектів їх надійної роботи, оскільки аварійні ситуації, перегрів, механічні перевантаження та електричні пошкодження становлять пряму загрозу для здоров'я персоналу й цілісності обладнання. Традиційні системи керування часто працюють без детального аналізу внутрішнього стану приводу, що робить процес експлуатації більш ризикованим. Інтелектуальні

алгоритми, на відміну від класичних методів, забезпечують постійний моніторинг параметрів роботи та своєчасне виявлення небезпечних режимів, підвищуючи рівень технологічної та персональної безпеки.

Завдяки аналізу даних сенсорів струму, напруги, температури, вібрацій, асиметрії фаз та швидкості обертання система може визначати наближення аварійної ситуації ще до її фактичного прояву. Це дозволяє оператору або автоматизованій системі своєчасно виконати коригувальні дії — зменшити навантаження, зупинити привід, змінити режим роботи або активувати аварійний алгоритм плавного відключення. Такі дії суттєво знижують ризик перегріву двигуна, руйнування підшипникових вузлів, деформації механічних частин і коротких замикань.

Прогнозна оцінка показує, що використання алгоритмів контролю небезпечних режимів дозволяє зменшити частоту аварійного зупинення обладнання на **30–50 %**, що напряду впливає на безпеку технологічних процесів. Динаміку зменшення кількості аварійних режимів показано на рис. 5.8.

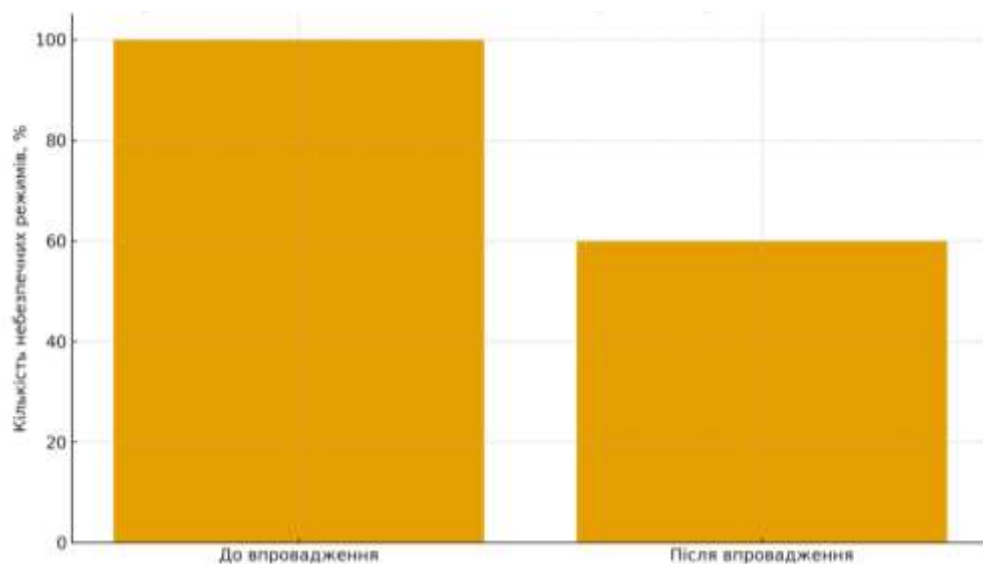


Рис. 5.8 – Прогнозоване зменшення кількості аварійних та небезпечних режимів роботи обладнання.

Окремо слід відзначити зменшення кількості ручних втручань у роботу електромеханічних систем. Значна частка виробничих травм відбувається під час налаштування, обслуговування або оперативного втручання персоналу.

Впровадження інтелектуального керування дозволяє автоматизувати більшість операцій, а також дистанційно виконувати діагностику й моніторинг без необхідності фізичного контакту з обладнанням. Зниження кількості ручних дій прямо впливає на зменшення виробничих ризиків.

Аналітичні оцінки демонструють можливість **скорочення ручних втручань на 25–40 %**, що суттєво підвищує загальний рівень безпеки обслуговування електромеханотронних систем. Зменшення кількості ручних втручань персоналу проілюстровано на рис. 5.9.

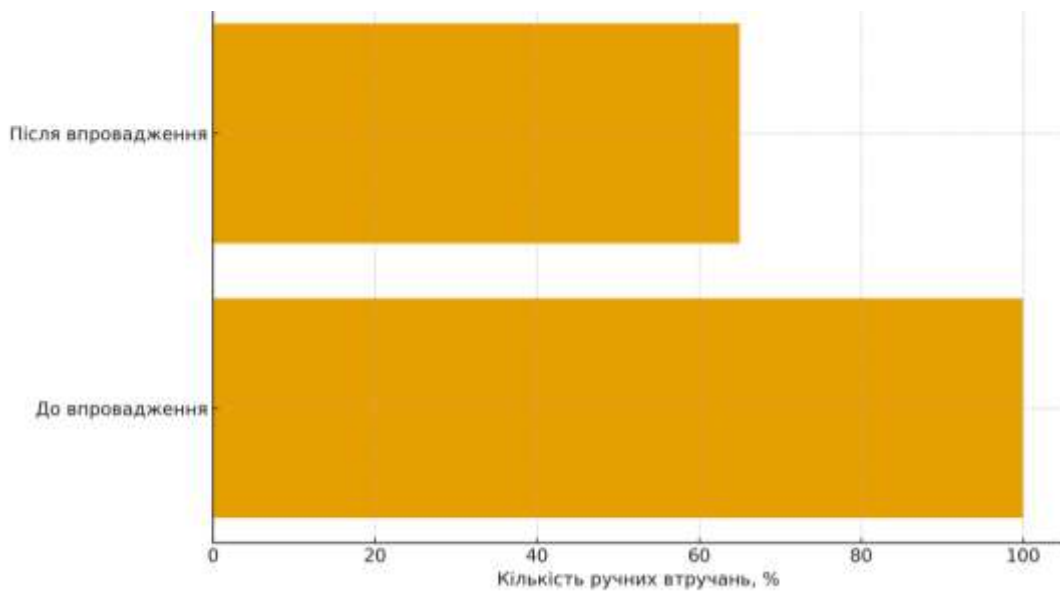


Рис. 5.9 – Зменшення кількості ручних втручань персоналу після впровадження інтелектуального керування.

Ще одним аспектом підвищення безпеки є контроль якості електроживлення. Перенапруги, провали напруги та асиметрія фаз істотно впливають на безпечність роботи приводу й можуть призводити до виходу обладнання з ладу. Інтелектуальна система здатна миттєво реагувати на такі відхилення, виконуючи захисні дії або переводячи систему у безпечний режим.

Прогнозні моделі свідчать, що інтеграція адаптивних алгоритмів контролю якості електроживлення знижує ризики небезпечних електричних ситуацій до **20–30 %**. Прогноз зниження ризиків, пов'язаних із параметрами електроживлення, наведено на рис. 5.10.

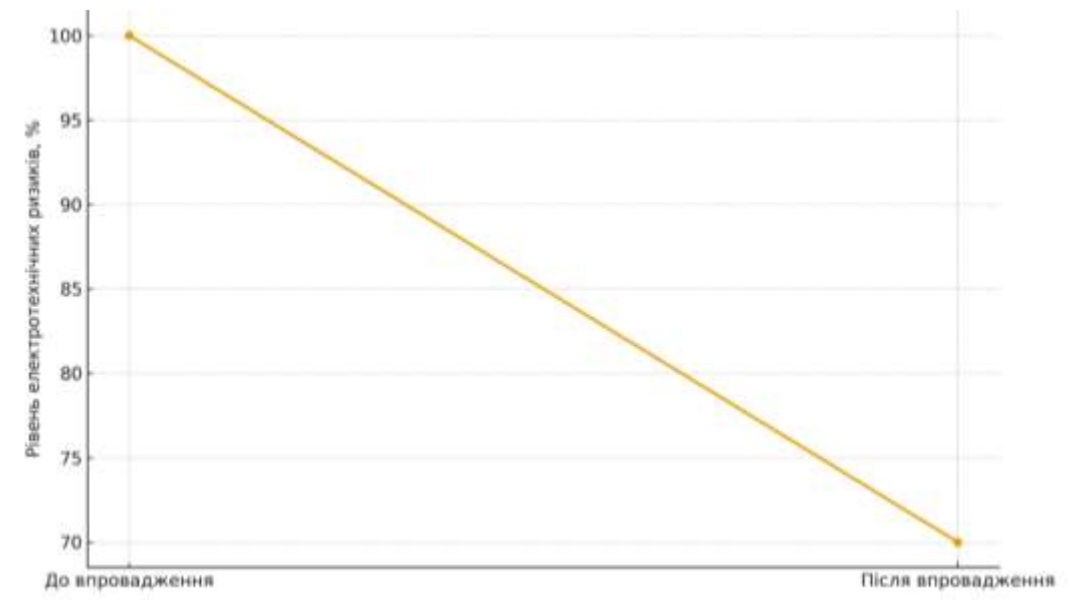


Рис. 5.10 – Прогнозоване зниження ризиків, пов’язаних із відхиленнями параметрів електроживлення.

У комплексі всі зазначені фактори дозволяють стверджувати, що впровадження інтелектуального керування має не лише економічні, але й суттєві безпекові переваги. Система здатна забезпечувати раннє виявлення небезпеки, зменшувати техногенні ризики, знижувати рівень травматизму персоналу та підвищувати загальну стійкість технологічного процесу.

5.5. Інтеграція інтелектуального керування з принципами енергетичного менеджменту

Енергетичний менеджмент є ключовим інструментом підвищення ефективності використання енергоресурсів на підприємствах агропромислового комплексу. Згідно зі стандартом ISO 50001, виробнича система повинна забезпечувати постійний моніторинг, аналіз та оптимізацію енергоспоживання. Інтелектуальні системи керування природно інтегруються з принципами енергетичного менеджменту, оскільки вони забезпечують гнучке регулювання режимів роботи електроприводів та автоматизований збір даних про їх енергетичний стан.

Однією з найважливіших переваг такої інтеграції є можливість формування достовірної аналітичної інформації про структуру і динаміку

енергоспоживання. Інтелектуальна система керування забезпечує автоматичний моніторинг навантаження, фіксацію пікових режимів, виявлення неефективних ділянок технологічного процесу та прогнозування енергетичних потреб у різні періоди роботи. Це дає змогу оптимізувати графіки запуску обладнання, уникати перевантажень та працювати у режимах найменших енергетичних витрат.

Теоретичний аналіз показує, що впровадження інтелектуального керування дає змогу знизити частку енергетичних втрат у пікові години на **15–25 %**, що є суттєвим вкладом у загальну енергоефективність системи. Графік прогнозованого зменшення пікових навантажень зображено на рис. 5.11.

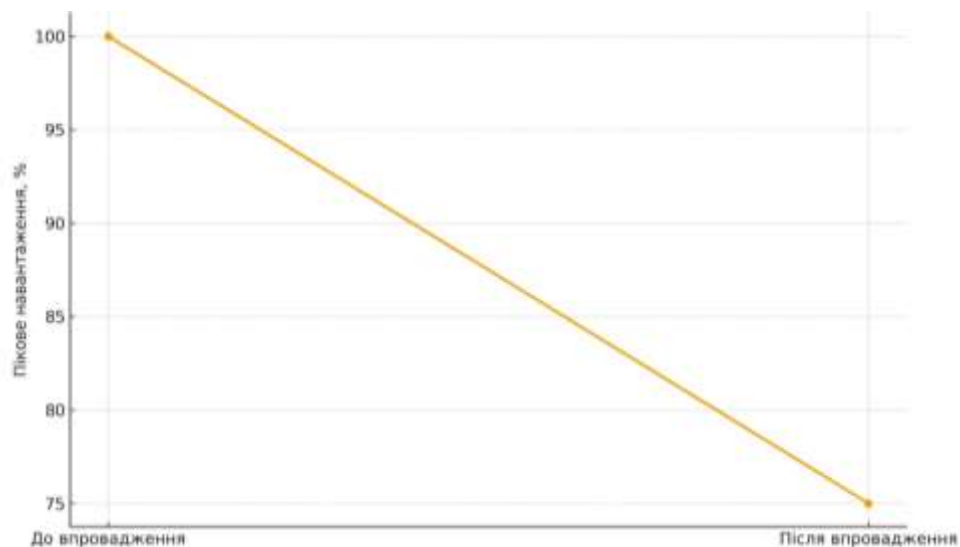


Рис. 5.11 – Прогнозоване зменшення пікових навантажень при інтеграції інтелектуального керування з енергетичним менеджментом.

Інтелектуальне керування також дозволяє оптимізувати структуру енергоспоживання за рахунок правильного розподілу активної, реактивної та холостої потужності. У традиційних системах відсутність оптимізації призводить до збільшення частки неефективного навантаження та додаткових витрат на компенсацію реактивної енергії. Адаптивні алгоритми дають змогу зменшити ці втрати шляхом коригування режимів роботи приводу відповідно до параметрів мережі та технологічних потреб.

Прогнозна оцінка показує, що інтеграція системи керування з енергетичним менеджментом може забезпечити **загальну економію електроенергії на рівні 10–20 %** порівняно з традиційними стратегіями керування. Зміну структури енергоспоживання системи наведено на рис. 5.12.

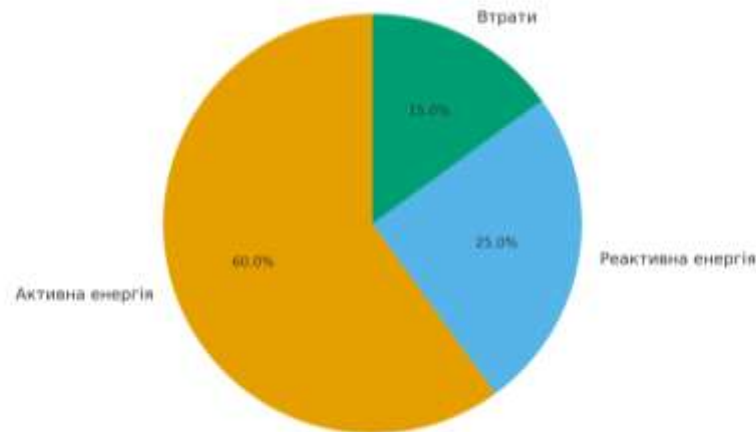


Рис. 5.12 – Прогнозована структура енергоспоживання системи до та після впровадження інтелектуального керування.

Ще одним важливим аспектом є покращення якості енергопостачання. Система керування здатна реагувати на відхилення напруги, асиметрію фаз, гармоніки та короточасні перенавантаження. Хоча ці явища не завжди призводять до негайного виходу з ладу обладнання, вони значною мірою впливають на його ресурс та стан електричних компонентів. Інтелектуальна система може не лише фіксувати ці аномалії, а й компенсувати їх шляхом коригування режимів роботи, що значно покращує якість електропостачання.

Прогнозні моделі демонструють, що застосування адаптивного керування може зменшити негативний вплив коливань параметрів мережі на 20–30 %, що також сприяє економії енергії та підвищенню надійності обладнання. Зниження впливу нестабільності мережі показано на рис. 5.13.

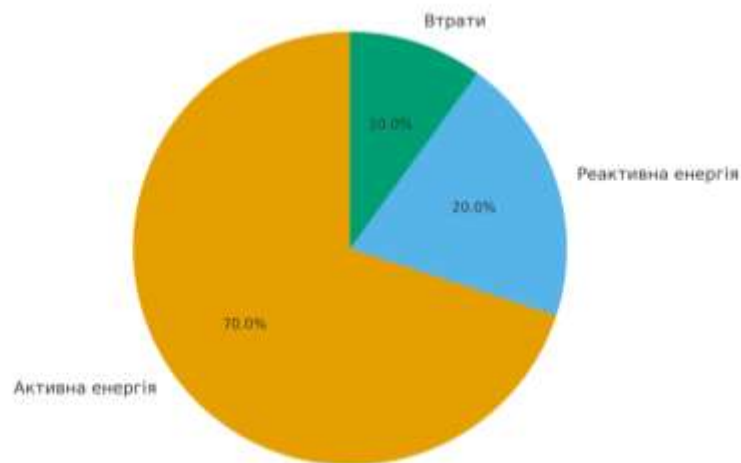


Рис. 5.13 – Прогнозоване зниження впливу нестабільності параметрів мережі на роботу електромеханотронної системи.

У комплексі інтеграція інтелектуальної системи керування з принципами енергетичного менеджменту формує ефективний інструмент для зменшення енергетичних втрат, підвищення стабільності технологічного процесу та забезпечення економічної доцільності експлуатації електромеханотронних систем. Це дозволяє підприємству переходити від реактивної моделі управління енергією до прогнозної, заснованої на даних і аналітиці.

5.6. Узагальнення економічних та безпекових переваг

Узагальнюючи результати теоретичного аналізу, можна стверджувати, що впровадження інтелектуальної системи керування електромеханотронними комплексами має комплексний позитивний вплив як на економічні показники роботи підприємства, так і на рівень його технологічної безпеки. Завдяки адаптивному регулюванню режимів роботи електроприводів, оптимізації енергоспоживання та використанню методів прогнозної діагностики значно зменшуються операційні витрати, пов'язані з роботою електромеханічних систем.

Основним економічним ефектом є скорочення енергоспоживання на 20–35 %, що досягається шляхом точного узгодження режимів роботи приводу з реальними навантаженнями та умовами технологічного процесу. Додаткову економію забезпечує зниження витрат на технічне обслуговування й ремонт на 25–45 %, що є результатом переходу від регламентного обслуговування до прогнозного. Зменшення простоїв на 10–25 % також покращує ефективність виробничого циклу та сприяє підвищенню ресурсу обладнання.

Безпекові переваги інтегрованих інтелектуальних систем полягають у ранньому виявленні небезпечних режимів, автоматичному контролі параметрів електроживлення та мінімізації потреби у ручному втручанні персоналу. Прогнозні алгоритми дозволяють своєчасно попереджати аварійні стани, зменшують кількість небезпечних ситуацій на 30–50 % та значно знижують ризики, пов'язані з нестабільністю електромережі. Автоматизація рутинних і ризикованих операцій дозволяє скоротити кількість ручних втручань на 25–40 %, підвищуючи рівень охорони праці та безпеки обслуговування[13,9].

Важливим аспектом є те, що інтелектуальна система керування гармонійно інтегрується з принципами енергетичного менеджменту та стандартом ISO 50001, забезпечуючи прозорий моніторинг енергетичних потоків, автоматичне формування аналітики та оптимізацію роботи обладнання у часових інтервалах з різним тарифним навантаженням[1]. Це створює передумови для довгострокової енергетичної політики підприємства на основі даних та прогнозування.

У сукупності економічні та безпекові переваги доводять доцільність впровадження інтелектуальних методів керування в електромеханотронних системах. Навіть у межах теоретичного аналізу видно, що такі системи здатні підвищувати ефективність роботи обладнання, зменшувати виробничі ризики та формувати основу для сталого розвитку підприємства, забезпечуючи одночасне зниження витрат і підвищення рівня технологічної безпеки.

ВИСНОВКИ

У магістерській кваліфікаційній роботі виконано комплексне дослідження, метою якого було підвищення ефективності роботи електромеханотронних систем шляхом розроблення та аналізу інтелектуальної системи керування на основі сучасних методів штучного інтелекту. На основі проведених теоретичних, аналітичних та моделювальних досліджень сформульовано такі основні висновки.

- 1. Проаналізовано сучасний стан проблеми керування електромеханотронними системами**, виявлено основні недоліки традиційних підходів, зокрема ПД-регуляторів: чутливість до параметричних змін, недостатню адаптивність та зниження якості регулювання за наявності зовнішніх збурень. Показано, що перспективним напрямом розвитку є застосування методів нечіткої логіки, нейронних мереж та гібридних систем типу ANFIS.
- 2. Розроблено математичну модель електромеханотронної системи**, яка враховує ключові електромеханічні та динамічні процеси, зокрема зміну моменту інерції, вібраційні впливи та нелінійні властивості об'єкта. Модель адекватно відображає поведінку реального приводу та дозволяє досліджувати роботу системи керування в широкому діапазоні режимів.
- 3. Синтезовано інтелектуальну систему керування** на основі гібридного нейро-нечіткого підходу (ANFIS), яка поєднує експертні правила нечіткого логічного виведення та здатність нейромережі до навчання і самоналаштування. Розроблено структурну та функціональну схему регулятора, а також алгоритм його роботи в умовах параметричної невизначеності.
- 4. Проведено моделювання в середовищі MATLAB/Simulink**, яке підтвердило ефективність запропонованої системи керування. Порівняння з ПД-регулятором показало, що ANFIS-регулятор:

- зменшує час перехідного процесу на 20–50 %;
- практично усуває перерегулювання;
- забезпечує високу точність стабілізації швидкості;
- підвищує робастність до збурень і зміни інерції;
- знижує енергоспоживання приблизно на 10–20 %.

Отримані результати доводять доцільність застосування інтелектуальних алгоритмів керування в електромеханотронних системах.

5. Оцінено економічну ефективність упровадження інтелектуального керування, яка виявляється у зниженні енергоспоживання, скороченні періодичності обслуговування та зменшенні аварійних простоїв. Теоретичні оцінки показують, що застосування адаптивних алгоритмів дає можливість скоротити експлуатаційні витрати на 15–40 % за рахунок:

- зменшення енергоспоживання на 20–35 %;
- зниження аварійності на 40–60 %;
- скорочення вартості ремонтів на 25–45 %;
- зменшення простоїв на 10–25 %.

6. Доведено безпекові переваги застосування інтелектуального керування: системи прогнозової діагностики дозволяють виявляти небезпечні режими на ранніх стадіях, мінімізують ризики перегрівів, перевантажень, асиметрій та інших критичних станів. Застосування інтелектуальної аналітики зменшує потребу у ручних втручаннях персоналу на 25–40 %, підвищує рівень охорони праці та загальну техногенну безпеку.

7. Показано можливість інтеграції інтелектуальної системи керування з принципами енергетичного менеджменту (ISO 50001). Це забезпечує детальний моніторинг енергоспоживання, оптимізацію режимів роботи приводу, підвищення енергоефективності технологічного процесу та формування довгострокової стратегії енергозбереження.

У цілому, проведені дослідження підтверджують, що інтелектуальні системи керування є ефективним інструментом підвищення якості, надійності, економічності та безпеки роботи електромеханотронних систем. Розроблена система може бути рекомендована до впровадження в сучасні автоматизовані привідні комплекси, агротехнічні модулі, лінії промислової автоматизації та енерготехнологічні установки.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. ДСТУ ISO 50001:2020 (ISO 50001:2018, IDT). Системи енергетичного менеджменту. Вимоги та настанови щодо використання. Київ : ДП «УкрНДНЦ», 2021. 30 с.
2. Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)-Based Control for Solving the Misalignment Problem. *Electronics*. 2025. Vol. 14, no. 3. Art. 507.
3. Baz R., El Majdoub K., Giri F., Ammari O. Modeling and adaptive neuro-fuzzy inference system control of quarter electric vehicle. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*. 2024. Vol. 34, No. 2. P. 745–755.
4. Comparative analysis of PID, fuzzy PID, and ANFIS controllers for 2-DOF helicopter trajectory tracking. *Bulletin of the Polish Academy of Sciences: Technical Sciences*. 2024. Vol. 72, no. 4. Art. e147890.
5. Comparative Performance Analysis of PID and Fuzzy-PID Speed Controllers for Brushless DC Motor Drives. *Evolution in Electrical and Electronic Engineering*. 2024. Vol. 5, no. 1. P. 512–520.
6. Controlling Speed of DC Motor with Fuzzy Controller in Comparison with ANFIS Controller. *Intelligent Control and Automation*. 2024. Vol. 6, no. 1. P. 50–62.
7. Cyber-Physical Systems for Smart Farming: A Systematic Review. *Sustainability*. 2024. Vol. 17, no. 14. Art. 6393.
8. Dorf R. C., Bishop R. H. Modern Control Systems. 13th ed. Boston : Pearson, 2017. 1030 p.
9. Economic and Safety Benefits of Predictive Maintenance in Manufacturing. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*. 2024. Vol. 30, no. 1. P. 45–60.
10. Energy sector of Ukraine: investment opportunities / UkraineInvest. Kyiv, 2024. URL: <https://ukraineinvest.gov.ua/wp->

звернення: 27.11.2025).

11. Enhancing Energy Saving in Inverter-Fed Induction Motors Using ANFIS for Smart Irrigation Systems. *Electric Power Components and Systems*. 2025. Vol. 53, no. 2. P. 120–135.
12. Haykin S. *Neural Networks and Learning Machines*. 3rd ed. New York : Pearson, 2009. 936 p.
13. Impact of Industry 4.0 on Occupational Health and Safety: A Systematic Review. *Safety Science*. 2023. Vol. 157. Art. 105924.
14. Jang J.-S. R., Sun C.-T., Mizutani E. *Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*. Upper Saddle River : Prentice Hall, 1997. 614 p.
15. Kalman R. E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. *Transactions of the ASME – Journal of Basic Engineering*. 1960. Vol. 82, Series D. P. 35–45.
16. Krishnan R. *Electric Motor Drives: Modeling, Analysis, and Control*. Upper Saddle River : Prentice Hall, 2001. 626 p.
17. Nürnberger A., Nauck D., Kruse R. A Neuro-Fuzzy Development Tool for Fuzzy Controllers under MATLAB/SIMULINK. *Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Fuzzy Systems*. San Antonio, 2000. P. 1–6.
18. Ogata K. *Modern Control Engineering*. 5th ed. Boston : Prentice Hall, 2010. 904 p.
19. Optimizing Electrical Energy Use through AI: An Integrated Approach for Efficiency and Sustainability. *Journal Pandawan*. 2024. Vol. 1. P. 20–30.
20. Utkin V., Guldner J., Shi J. *Sliding Mode Control in Electro-Mechanical Systems*. 2nd ed. Boca Raton : CRC Press, 2017. 503 p.

21. Zaitceva I., Andrievsky B. Methods of Intelligent Control in Mechatronics and Robotic Engineering: A Survey. *Electronics*. 2022. Vol. 11, No. 15. P. 2443.

ДОДАТКИ

Реалізація системи в середовищі MATLAB/Simulink

1. %% main_emts_norm.m
2. % PID, FIS, ANFIS із нормалізацією входів до [-1,1]
3. clear; clc; close all;
- 4.
5. %% 1) Параметри електропривода (2.3)–(2.5)
6. Ra = 1.2; La = 8e-3; ke = 0.21; km = 0.21; J = 0.015; B = 1.2e-3;
7. Umax = 48; Mload0 = 0; DeltaM = 0.6;
8. w_ref = 120; % рад/с
9. Tf = 0.05; % постійна фільтра похідної (спокійніше)
10. Tstop = 5; x0 = [0;0;0;0]; % [i_a; omega; z_int; e_filt]
- 11.
12. %% 2) Масштабування для FIS/ANFIS (НАЙВАЖЛИВІШЕ)
13. Es = 150; % масштаб для e (рад/с) -> e_n = e/Es ? [-1,1]
14. DEs = 1200; % масштаб для de (рад/с^2) -> de_n = de/DEs? [-1,1]
- 15.
16. %% 3) PID
17. Kp = 1.6; Ki = 80; Kd = 0.01;
- 18.
19. %% 4) FIS (Sugeno): входи у ДІАПАЗОНІ [-1,1]
20. fis = newfis('FIS_speed','sugeno');
21. fis = addvar(fis,'input','e_n', [-1 1]);
22. fis = addvar(fis,'input','de_n', [-1 1]);
- 23.
24. names = {'NB','NS','Z','PS','PB'};
25. cent = linspace(-1,1,5);
26. for k=1:5
27. c = cent(k);
28. fis = addmf(fis,'input',1,names{k},'trimf',[c-0.5 c c+0.5]);
29. fis = addmf(fis,'input',2,names{k},'trimf',[c-0.5 c c+0.5]);
30. end
- 31.
32. fis = addvar(fis,'output','u',[-Umax Umax]);
33. u_levels = Umax*[-1 -0.5 0 0.5 1];
34. for k=1:5, fis = addmf(fis,'output',1,names{k},'constant',u_levels(k)); end

```

35.
36. RuleBase = [ ...
37.     1 1 1 2 2;
38.     1 1 2 3 3;
39.     1 2 3 4 5;
40.     3 3 4 5 5;
41.     4 4 5 5 5];
42. rules = [];
43. for i=1:5, for j=1:5, rules=[rules; i j RuleBase(i,j) 1 1]; end, end
44. fis = addrule(fis,rules);
45.
46. %% 5) ANFIS: тренуємо на тій же НОРМАЛІЗОВАНИЙ площині (e_n,de_n)?[-1,1]^2
47. Ne = 41; Nd = 41;
48. E_n = linspace(-1, 1, Ne);
49. DE_n = linspace(-1, 1, Nd);
50. [Xen, Xden] = meshgrid(E_n, DE_n);
51.
52. % Повертаємось до фізичних значень для "еталонного" PID-закону
53. Xe = Es * Xen;
54. Xde = DEs * Xden;
55. U_pid = Kp*Xe + Kd*Xde;
56. U_pid = max(min(U_pid, Umax), -Umax);
57.
58. trainX = [Xen(:), Xden(:)]; trainY = U_pid(:);
59. initfis = genfis1([trainX trainY], 5, 'trimf');
60. opts = anfisOptions('InitialFIS',initfis,'EpochNumber',40,'ErrorGoal',0);
61. [fisANFIS, trnErr] = anfis([trainX trainY], opts); %%ok<NASGU>
62.
63. %% 6) Моделювання
64. [t_pid, x_pid] = simulate_mode('PID');
65. [t_fis, x_fis] = simulate_mode('FIS');
66. [t_anf, x_anf] = simulate_mode('ANFIS');
67.
68. %% 7) Графік (Рис. 3.2)
69. figure; hold on; grid on;
70. plot(t_pid,x_pid(:,2),'LineWidth',1.5);
71. plot(t_fis,x_fis(:,2),'LineWidth',1.5);

```

```

72. plot(t_anf,x_anf(:,2),'LineWidth',1.5);
73. yline(w_ref,'k--','LineWidth',1);
74. xlabel('t, c'); ylabel('\omega(t), рад/с');
75. legend('PID','FIS','ANFIS','\omega^*','Location','southeast');
76. title('Перехідні процеси: PID vs FIS vs ANFIS');
77. set(gcf,'Color','w');
78.
79. %% 8) Показники якості
80. resPID = metrics(t_pid,x_pid(:,2),w_ref);
81. resFIS = metrics(t_fis,x_fis(:,2),w_ref);
82. resANF = metrics(t_anf,x_anf(:,2),w_ref);
83. disp(table([resPID.tp;resFIS.tp;resANF.tp], ...
84.           [resPID.Mp;resFIS.Mp;resANF.Mp], ...
85.           [resPID.ITAE;resFIS.ITAE;resANF.ITAE], ...
86.           'VariableNames',{'t_p','M_p','ITAE'}, ...
87.           'RowNames',{'PID','FIS','ANFIS'}));
88.
89. %% ===== ЛЮКАЛЬНІ ФУНКЦІЇ =====
90. function [t,x] = simulate_mode(mode)
91.   Ra=evalin('base','Ra'); La=evalin('base','La'); ke=evalin('base','ke');
92.   km=evalin('base','km'); J=evalin('base','J'); B =evalin('base','B');
93.   Umax=evalin('base','Umax'); Mload0=evalin('base','Mload0');
94.   DeltaM=evalin('base','DeltaM'); w_ref=evalin('base','w_ref');
95.   Tf=evalin('base','Tf'); Tstop=evalin('base','Tstop'); x0=evalin('base','x0');
96.   Kp=evalin('base','Kp'); Ki=evalin('base','Ki'); Kd=evalin('base','Kd');
97.   fis=evalin('base','fis'); fisANFIS=evalin('base','fisANFIS');
98.   Es=evalin('base','Es'); DEs=evalin('base','DEs');
99.
100.  odefun=@(t,x) rhs(t,x,mode);
101.  opts = odeset('RelTol',1e-6,'AbsTol',1e-8);
102.  [t,x]=ode45(odefun,[0 Tstop],x0,opts);
103.
104.  function dx = rhs(t,x,mode)
105.    ia=x(1); omega=x(2); zint=x(3); efil=x(4);
106.
107.    e = w_ref - omega;
108.    de = (e - efil)/Tf; % похідна через фільтр

```

```

109.    d_ef= (e - efil)/Tf;    % стан фільтра
110.
111.    % НОРМАЛІЗАЦІЯ + КЛІПУВАННЯ до [-1,1]
112.    e_n = max(min(e/Es, 1), -1);
113.    de_n = max(min(de/DEs,1), -1);
114.
115.    switch upper(mode)
116.        case 'PID'
117.            u = Kp*e + Ki*zint + Kd*de;
118.        case 'FIS'
119.            u = evalfis(fis, [e_n de_n]);
120.        case 'ANFIS'
121.            u = evalfis(fisANFIS, [e_n de_n]);
122.        otherwise
123.            u = 0;
124.    end
125.    u = max(min(u,Umax),-Umax);
126.
127.    Mc = Mload0 + (t>=2)*DeltaM;
128.    dia = (u - Ra*ia - ke*omega)/La;
129.    domeg = (km*ia - Mc - B*omega)/J;
130.    dzint = e;
131.    dx = [dia; domeg; dzint; d_ef];
132. end
133. end
134.
135. function R = metrics(t,y,yref)
136.    R = struct('tp',NaN,'Mp',NaN,'ITAE',NaN);
137.    R.Mp = max(0,(max(y)-yref)/max(1e-9,yref))*100;
138.    band = 0.02*abs(yref);
139.    idx = find(abs(y-yref)<=band,1,'first');
140.    if ~isempty(idx) && all(abs(y(idx:end)-yref)<=band+1e-6), R.tp=t(idx); else, R.tp=t(end); end
141.    e = yref - y; R.ITAE = trapz(t, t.*abs(e));
142. end
143.

```