

МАГІСТЕРСЬКА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

01.08 – МКР.1993 «С» 2022.12.30.58 ПЗ

Дідук Юрій Андрійович

2023

ДИПЛОМНИЙ ПРОЕКТ МАГІСТРА

01.08 – МКР.1993 «С» 2022.12.30.58 ПЗ

Дідук Юрій Андрійович

2023

НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БІОРЕСУРСІВ
І ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ УКРАЇНИ
Механіко-технологічний факультет

УДК 004.896.032.26

ПОГОДЖЕНО
Декан факультету (Директор ННІ)
механіко – технологічний факультет
(назва факультету (ННІ))

ДОПУСКАЄТЬСЯ ДО ЗАХИСТУ
Завідувач кафедри
тракторів, автомобілів та біоенергоресурсів
(назва кафедри)

Братішко В.В.
(ПІБ)

(підпис)

“ ” 2023 р.

Калінін Є.І.
(ПІБ)

(підпис)

“ ” 2023 р.

МАГІСТЕРСЬКА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему: «Адаптивне управління робототехнічними системами з

використанням нейронних мереж та ковзних режимів»

Спеціальність 208 «Агроінженерія»
(код назва)
Освітня програма Агроінженерія
(назва)

Орієнтація освітньої програми
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Гарант освітньої програми

д.т.н., професор

(науковий ступінь та вчене звання)

Братішко В.В.

(підпис)

(ПІБ)

Керівник дипломного проєкту бакалавра

д.т.н., професор

(науковий ступінь та вчене звання)

Соломка О.В.

(підпис)

(ПІБ)

Виконав Дідук Юрій Андрійович
(підпис) (ПІБ)

КИЇВ – 2023

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри
тракторів, автомобілів та
біоенергоресурсів

д.т.н., проф. Калінін Є.І.
(наук. ступ., вч. звання) (підпис) (ІПБ)
« » 2023 р.

ЗАВДАННЯ

на виконання кваліфікаційної магістерської роботи студенту

Дідуку Юрію Андрійовичу

(прізвище, ім'я, по-батькові)

Спеціальність

208 «Агроінженерія»

(код назва)

Тема магістерської кваліфікаційної роботи на тему «Адаптивне управління робототехнічними системами з використанням нейронних мереж та ковзних режимів»

затверджена наказом ректора НУБіП України від «30» грудня 2022р. №1993 «С»

Термін подання завершеної роботи (проєкту) на кафедру: 01.10.2023

(рік, місяць, число)

Вихідні дані до магістерської кваліфікаційної роботи: сучасні системи роботизації автономних рухомих об'єктів (схеми, елементи); вимоги до роботизованих систем для рухомих об'єктів різного типу базування та призначення, сучасні підходи до побудови роботизованих систем різних типів

Перелік питань які потрібно розробити

Вступ. Огляд методів адаптивного управління, заснованих на ковзаючих режимах, нечіткій логіці та нейронних мережах. Розробка адаптивного методу управління маніпуляційними роботами. Метод ANNSC Застосування методу annsis для керування робототехнічними системами. Висновки.

Перелік графічного матеріалу: Принципи побудови роботизованих систем. Нейромережеві технології в роботизованих системах. Запропоновані методи та алгоритми. Перевірка роботи методи на маніпуляторі. Комп'ютерне моделювання функціонування квадрокоптера. Висновки.

Дата видачі завдання «09» січня 2023 р.

Керівник дипломного проєкту бакалавра

Завдання прийняв до виконання

(підпис)

Соломка О.В.
(прізвище та ініціали)

(підпис)

Дідук Ю.А.
(прізвище та ініціали)

НУБІП України

РЕФЕРАТ

Основна частина дипломного проекту викладена на 69 сторінках пояснювальної записки і 16 слайдах презентації та ілюстрована 52 рисунками.

Пояснювальна записка складається із вступу, 3 розділів, висновків, списку використаної літератури.

Тема дипломного проекту: «Адаптивне управління робототехнічними системами з використанням нейронних мереж та ковзних режимів».

Об'єктом дослідження є робототехнічні схеми за невизначеності умов керування.

Метою роботи є розробка інтелектуальної системи управління з використанням адаптивної штучної нейронної мережі для широкого класу робіт.

У магістерській роботі розроблено деякі нові підходи до управління роботом, такі як он-лайн навчання мережі в процесі роботи, а також застосування подвійної нейронної мережі.

Запропонована нова функція активації, що дозволяє підвищити ефективність управління. Запропонований алгоритм було застосовано для управління дволанковим роботом SCARA, і експериментальні результати підтвердили основні результати дослідження.

Показано, що запропонований метод є універсальним і може бути застосований для широкого класу робототехнічних систем.

Ключові слова: роботизована система, квадрокоптер, динаміка, нейронна мережа, управління, режими руху.

ВСТУП.....	6
РОЗДІЛ 1 ОГЛЯД МЕТОДІВ АДАПТИВНОГО УПРАВЛІННЯ, ЗАСНОВАНИХ НА КОВЗАЮЧИХ РЕЖИМАХ, НЕЧІТКІЙ ЛОГІЦІ ТА НЕЙРОННИХ МЕРЕЖАХ.....	7
1.1. Нелінійні методи.....	7
1.2. Огляд робіт у галузі управління з використанням нечіткої логіки та нейронних мереж.....	8
1.3. Застосування ковзних режимів.....	10
1.4. Застосування адаптивних нейронних мереж.....	14
1.5. Підходи до оптимізації.....	16
1.6. Застосування методів, заснованих на вирішенні зворотного завдання динаміки.....	18
РОЗДІЛ 2 РОЗРОБКА АДАПТИВНОГО МЕТОДУ УПРАВЛІННЯ МАНІПУЛЯЦІЙНИМИ РОБОТАМИ. МЕТОД ANN-SC.....	21
2.1. Нейронно-мережеві топології.....	22
2.1.1. Математична модель нейрона.....	22
2.1.2. Апроксимація функцій.....	23
2.1.3. Нейроуправління.....	24
2.2. Робот-маніпулятор.....	26
2.2.1. Кінематика роботи маніпулятора.....	28
2.2.2. Динаміка роботи маніпулятора.....	31
2.2.3.1. Властивості динаміки роботи.....	32
2.2.3. Постановка задачі.....	32
2.2.4. Структура регулятора ANN, що використовується для керування роботом маніпулятором.....	33
2.3. Приклад реалізації керування дволанковим роботом-маніпулятором.....	35
2.3.1. Кінематика та динаміка.....	35
2.3.2. Результати моделювання.....	38

2.3.3. Порівняння.....	41
2.3.4. LSTM мережа.....	43
2.3.5. Результати застосування LSTM для керування роботом.....	46
2.3.6. Результати експерименту.....	46

2.3.6.1. Планування траєкторії.....	50
-------------------------------------	----

РОЗДІЛ 3 ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДУ ANNSMC ДЛЯ КЕРУВАННЯ РОБОТОТЕХНІЧНИМИ СИСТЕМАМИ.....	53
3.1. Динаміка квадрокоптера.....	54

3.2. Постановка задачі.....	56
-----------------------------	----

3.3. Синтез регулятора.....	57
3.4. Експериментальне дослідження.....	59
ВИСНОВКИ.....	66

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ.....	67
-------------------------------------	----

ДОДАТКИ.....	70
--------------	----

НУБІП України

НУБІП України

НУБІП України

НУБІП України

ВСТУП

При вирішенні низки складних маніпуляційних завдань доцільно брати до уваги нелінійну динаміку об'єкта управління. До таких завдань, зокрема, можна віднести керування великими маніпуляторами, а також наземними маніпуляційними системами, що застосовуються у будівництві, у разі ліквідації наслідків аварій та катастроф, в сільськогосподарському виробництві і т.п. Для подібних маніпуляційних систем завдання управління ускладнюється за рахунок того, що динаміка керованої конструкції дуже складна і, в більшості випадків, не може бути математично описана. У зв'язку з цим не завжди можуть бути застосовані методи, що базуються на вирішенні зворотного завдання динаміки. Застосування PID-контролерів, які широко використовуються в більшості промислових додатків, також не дозволяє враховувати особливості динаміки руху таких систем. Також виникають проблеми із забезпеченням стійкості, у тому числі при дії зовнішніх факторів, які наперед не відомі.

Новий напрямок у цій галузі пов'язаний з застосуванням нейронних мереж, які можуть оцінити динаміку системи в режимі реального часу. З іншого боку, застосування ковзних режимів у системах управління забезпечує незалежність процесу управління, як від зовнішніх впливів, так і від параметричних збурень. Поєднання цих методів дозволяє створити систему, яка може усунути деякі недоліки кожного методу.

РОЗДІЛ 1 ОГЛЯД МЕТОДІВ АДАПТИВНОГО УПРАВЛІННЯ, ЗАСНОВАНИХ НА КОВЗАЮЧИХ РЕЖИМАХ, НЕЧІТКІЙ ЛОГІЦІ ТА НЕЙРОНИХ МЕРЕЖАХ

1.1. Нелінійні методи

Враховуючи, що проаналізовані у цій роботі системи значно нелінійні, розглянемо спочатку загальні підходи до вивчення таких систем.

Теорія нелінійного управління охоплює широкий клас систем, що не підкоряються принципу суперпозиції. Зауважимо, що це реальні системи управління. Ці системи описуються нелінійними диференціальними чи різницевими рівняннями. Математичні методи, розроблені для їх обробки, більш суворі і набагато менш загальні, які часто застосовуються тільки до вузьких категорій систем.

Backstepping control – популярний метод керування нелінійними системами, представленими в так званій суворій формі зворотного зв'язку, наприклад, у системах зі зниженою напругою. Наприклад, деякі приклади тестів для робототехніки, такі як Acrobot, Rotating Pendulum та Cart-Pole, визначені у формі із суворим зворотним зв'язком.

Backstepping – метод, розроблений близько 1990 року Петраком, Кокотовичем та інші проектування стабілізуючих елементів управління спеціального класу нелінійних динамічних систем, які мають рекурсивну структуру математичного опису. Через цю рекурсивну структуру інженер може розпочати процес проектування у відомій стабільній системі та «скасувати» нові контролери, які поступово стабілізують кожну зовнішню підсистему. Процес завершується, коли досягається кінцеве зовнішнє управління.[9].

Перевага цього підходу у тому, що його можна застосовувати рекурсивно з погляду розширення розмірності системи. Недоліками є труднощі пошуку функції Ляпунова, і всі змінні стану мають бути вимірними. Також необхідний нелінійний спостерігач, якщо всі змінні стану виміряні. Він також чутливий до зміни параметрів.

Інший підхід до управління нелінійною системою у тому, що спочатку нелінійна система лінеаризується, а лінеаризована система компенсується з допомогою відомих методів теорії лінійного управління.

Функцію Ляпунова можна використовувати для синтезу нелінійних систем управління. Спочатку для системи замкнутого циклу повинна бути знайдена функція Ляпунова, а потім розроблений закон управління, який робить похідну негативною для необхідної області тяжіння (для всіх можливих початкових умов, збурень та інших невизначеностей).

Теорія стійкості Ляпунова є стандартним інструментом та одним із найважливіших інструментів аналізу нелінійних систем. Він може бути поширений порівняно легко на неавтономні системи та здатний забезпечити стратегію побудови стабілізуючих контролерів зворотного зв'язку. У дослідженнях стійкості поняття позитивно певної функції відіграє важливу роль,

оскільки вона у додатках служить як функція Ляпунова [10]. Недоліками, які можна згадати, є труднощі знаходження функції Ляпунова та необхідність вимірювання всіх змінних станів.

1.2. Огляд робіт у галузі управління з використанням нечіткої логіки та нейронних мереж

При нечіткому управлінні апріорне знання використовують у вигляді правил, застосовуваних для керування системою. Правила зазвичай надаються експертами чи операторами. Результируючий закон управління – це просто нелінійна статична функція між кількома входами та виходами контролера. У системі управління технічним об'єктом входи зазвичай є керуючою помилкою, похідною керуючої помилки та деякими зовнішніми змінними впливами.

Перевага методу у тому, що не потрібна точна модель об'єкта управління. Контролер може бути створений за досвідом користувача, причому при необхідності завжди можуть бути додані нові продукційні правила, що зв'язують ситуацію та сигнали, що управляють.

До недоліків може бути віднесена проблема повноти системи правил та їхньої узгодженості. Стійкість системи загалом не гарантується.

Оптимізація здійснюється шляхом спроб і помилок. Можлива велика кількість параметрів, що настраюються. Подібні переваги та недоліки мають і нейронні мережі, які використовуються як контролер.

Нейронна мережа складається з безлічі нейронів, що виконують ту саму нелінійну операцію, причому входи одного елемента пов'язані з виходом інших елементів. Як правило, нейрони організовані у шари. Вибір функції активації, що виконується в нейроні (сигмоїд, простий поріг, ...), а також кількість шарів та кількість нейронів на шар, є основними параметрами мережі.

В якості вхідних змінних для всієї мережі може використовуватися помилка, що управляє, її похідна, задане значення і збурення; в якості вихідних змінних використовуються управляючі входи в установку.

Нейронні мережі (НМ) найефективніші у завданнях класифікації і при моделюванні нелінійних систем [11].

До переваг НМ можна віднести відсутність необхідності знання точної моделі об'єкта управління. Нейромережа дозволяє вирішити задачу ідентифікації складних динамічних систем.

Основний недолік НМ пов'язаний з тим, що не визначено вибір розміру та структури мережі, та її налаштування працює лише у сфері умов роботи, у якій мережу було навчено. Стійкість системи з НМ-контролером так само, як і у разі застосування нечіткого висновку, не гарантується.

Останнім часом застосування нечіткого виведення та нейронних мереж для управління положенням робототехнічних застосувань набуло значного поширення [12-14]. Дослідження методів навчання нейронних мереж були

представлені онлайн-алгоритмами навчання під час управління роботами з невідомою динамічною моделлю.

У [15], в якості системи управління пропонується адаптивний компенсатор нейронної мережі для підвищення ефективності управління без модифікації устаткування. Запропонований адаптивний компенсатор НМ дуже корисний, коли звичайний контролер не може правильно обробляти значні збурення та зміни параметрів. У [16] представлена уніфікована структура для ідентифікації та управління нелінійними динамічними системами, в яких параметричний метод в якості як адаптивного нелінійного управління, так і адаптивного лінійного управління може бути застосований для аналізу стійкості. Сингулярний аналіз збурень використовується для дослідження властивостей стійкості та роботності динамічного нейронного мережного ідентифікатора.

1.3. Застосування ковзних режимів

Ковзне управління (управління з використанням ковзного режиму) відноситься до методів керування системою зі змінною структурою. Його значення визначається тим фактом, що для такого управління не потрібна точна модель керованої системи, достатньо знати спрощену модель та деякі верхні межі помилок моделювання. З іншого боку, існують інші методи, які є ковзним управлінням, але й включають у свої алгоритми принцип ковзного управління. Таким способом є, наприклад, алгоритм адаптивного управління, що самоналаштовується [17].

У теоретичному описі режимів ковзання рух системи залишається обмеженою поверхнею ковзання. Проте за реальної реалізації режиму ковзного режиму виникає високочастотне перемикання «чаттер» у малій околиці поверхні ковзання. Насправді, хоча система не лінійна, ідеалізована (тобто без чаттера) поведінка системи зазвичай обмежене поверхнею – лінійною інваріантною за часом системою з стійким експоненційно станом рівноваги.

Траєкторії руху в режимі ковзання (відповідні системі з меншим порядком) мають бажані властивості та відповідають стійкому руху в положення рівноваги.

Основною перевагою управління у режимі ковзання є його робастність. Оскільки керування забезпечує лише перемикання між двома станами системи, воно не обов'язково має бути точним і не буде чутливим до змін параметрів, що входять до каналу керування. Крім того, оскільки закон управління не є безперервною функцією, стан рівноваги в режимі ковзання може бути досягнутий за кінцевий час на відміну від випадку асимптотичного руху до цього стану.

Управління режимом ковзання має безліч застосувань у робототехніці. Зокрема цей алгоритм управління успішно використовувався для реалізації управління безпілотними суднами в бурхливому морі [18].

Управління режимом ковзання повинне застосовуватися з більшою обережністю, ніж інші форми нелінійного керування, які мають більш гладку контрольну дію. Зокрема, оскільки приводи мають затримки та інші недоліки, жорстке ковзне управління може призводити до вібрації, втрати енергії, пошкодження об'єкта управління.

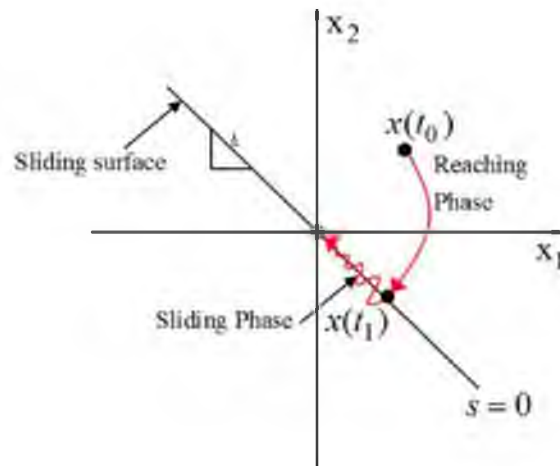
Методи проектування безперервного управління не дуже сприйнятливі до цих проблем.

Управління за допомогою ковзного режиму (SMC – Sliding Mode Control) довело свої переваги завдяки різноманітним дослідженням. Перевагою, яка відрізняє цей метод, є незалежність SMC від зовнішніх збурень та невизначеності моделі. Недоліками ковзного управління є переривчастий закон управління та швидке перемикання режимів, що викликає високочастотний шум (чаттер).

Теорія керування ковзним режимом нерідко застосовується для керування маніпуляторами. Tzafestas та ін. (1996) розглянули застосування робастного управління методом ковзного режиму, і цей підхід був порівняний з управлінням обчисленого крутного моменту. Результати чисельного моделювання отримані за зовнішніх невизначеностей і збурень.

НУБ

НУБ



ІНІ

ІНІ

Рисунок 1.1 – Траєкторія на фазовій площині системи в режимі ковзання

Niklhap та ін. (2005, 2007) запропонував робастний підхід до відстеження управління для недратованих (Underactuated) роботів. Метод управління розроблено відповідно до підходу SMC. Визначена в роботі поверхня ковзання

дозволяє керувати положенням та швидкістю узагальнених координат

манулятора. Chen (2007) розробив «інтегральний ковзний режим» (ISMC) для відстеження оборотного руху манулятора на основі запропонованого динамічного зв'язку. Робастність системи аналізувалась за допомогою

комп'ютерного моделювання. На відміну від SMC, рух системи в інтегральному

режимі ковзання має розмірність, що дорівнює розмірності простору станів. В

інтегральному режимі ковзання (ISMC) траєкторія системи завжди починається з поверхні ковзання. Тому ліквідується фаза досягнення ковзного режиму і гарантується робастність у всьому просторі станів.

В [19] підхід ERL (Exponential Reaching Law) вводиться в механізм

управління для керування як характеристиками чаттера (chatter – брязкіт в околиці поверхні термикання), так і відстеження, чого неможливо досягти за допомогою звичайного підходу SMC. У [20] пропонувалися адаптивні

алгоритми як для налаштування параметрів SMC, так і для товщини

прикордонного шару, що дозволило усунути брязкіт сигналу управління і поліпшити характеристики відстеження.

НУБІП УКРАЇНИ

У [21] представлений спосіб надаштування параметрів ковзних режимів для моделей певного класу нелінійних механічних систем для поліпшення характеристик відстеження.

Запропонований метод може бути використаний для усунення проблеми нескінченної швидкості перемикання у робастній стратегії управління.

Li та Wang (2009) запропонував метод повторного навчання з використанням ковзного режиму з інтегральним спостерігачем у режимі ковзання для керування відстеженням опорної траєкторії.

Інтегральний спостерігач збудований та заснований на компенсації зворотного зв'язку, гарантував малу помилку відстеження. Крім того, це підвищило системну нечутливість до зовнішніх збурень. Експериментальні результати показали ефективність запропонованого алгоритму.

Lian та ін. (2010) застосували новий метод ISMC до класу невизначених комутованих нелінійних систем. Вони спроектували нелінійну інтегральну поверхню ковзання на основі комутованої системи під SMC. Запропонований алгоритм управління був сконструйований таким чином, щоб гарантувати якість SMC із самого початку процесу управління. Робастність була однією з головних переваг цього алгоритму.

Li та Ge (2013) запропонували спосіб адаптивного робастного управління для двоногих роботів в умовах динамічної невизначеності.

Taherkhorsandi та ін. (2014) запропонували адаптивний робастний гібрид PID-управління та SMC-управління для двоногого робота з використанням генетичного алгоритму навчання. Вони використовували функції PID та SMC для покращення продуктивності оптимального адаптивного PID-регулятора.

Крім того, був застосований багатоцільовий генетичний алгоритм замість процедури спроб та помилок для налаштування параметрів системи управління.

Результати чисельного моделювання показали ефективність гібридного контролера.

Управління при використанні SMC є переривчастим за своєю природою через комбінацію номінального контролю та переривчастого контролю зворотного зв'язку. Явище «чаттер» відбувається за рахунок розриву в управлінні зі зворотним зв'язком. Yu and Weng (2014) запропонував підхід H1 для відстеження адаптивного нечіткого інтегрального ковзного режиму для керування маніпуляторами з паралельною структурою. Була використана нечітка модель для наближення невідомих невизначеностей. В адаптивному нечіткому методі використовувався підхід ISMC для усунення невизначеностей у системі та зовнішніх збурень. Зрештою було проведено чисельне моделювання планарної паралельної роботизованої системи з паралельною структурою та двома DOF (ступенями свободи), що підтвердило ефективність запропонованого підходу до управління.

1.4. Застосування адаптивних нейронних мереж

У [22] адаптивне нейронне управління розроблено для реабілітаційного робота з невідомою динамікою системи з метою усунення невизначеностей у системі та підвищення робастності. Адаптивні НМ використовуються для ідентифікації невідомої моделі робота та адаптації взаємодій між роботом та хворим.

У [22] пропонується управління на основі нейронних мереж для роботи-маніпуляторів з урахуванням невизначених обмежень навколишнього середовища, збурень та невідомої динаміки роботів. В [21], для керування рухом робота-маніпулятора представлена робастна схема управління з вихідним зворотним зв'язком нейронної мережі, яка включає спостерігач нейронної мережі.

В [20], адаптивні робастні стратегії управління представлені для управління скоординованими рухами декількох мобільних маніпуляторів, що взаємодіють із жорсткою поверхнею за наявності невизначеностей та збурень. Мережа радіально-базисних функцій (RBF) також знайшла застосування при керуванні динамічними системами [21]

Мережа RBF має спеціальну архітектуру нейронної мережі. Адаптація мережі RBF може покращувати ефективність керування системою з невизначеністю. Закон адаптації отримано з використанням методу Ляпунова, тому гарантується стійкість усієї системи та збіжність адаптації вагових коефіцієнтів мережі. В [7] пропонується адаптивне управління з використанням мережі RBF для отримання елементів матриці інерції, матриці Кориоліса і вектора сили тяжіння, що визначають динаміку маніпуляційних роботів.

У [8] запропонована модифікація нейронної мережі RBF-SMC, що дозволяє усунути брязкіт і керувати приводом типу SMA. Мережа RBF також використовувала адаптивне регулювання коефіцієнта ковзного режиму для усунення ефектів динамічних невизначеностей та забезпечення асимптотичної збіжності помилки в роботі системи [9]. У [20] представлена мережа RBF для адаптивної компенсації помилки відстеження нелінійної системи безперервного часу. Система управління забезпечує плавне перемикання між адаптивними режимами ковзання з інтеграцією переваг робастного та інтелектуального управління. При цьому SMC використовується, щоб компенсувати невизначеність та забезпечити стійкість нелінійної системи.

В [1] нейронна мережа з попереднім налаштуванням була використана для вирішення завдань формування сенсомоторної координації робота-маніпулятора. Розроблена нейронна структура дозволяє вирішувати завдання синтезу координованого управління рухами багатоланкових роботів маніпуляторів за допомогою об'єднання у єдиному процесі як пошуку елементарних поведінкових актів, і відтворення раніше освоєних сценаріїв поведінки.

В [2] розглянуті кінематичні системи управління багатоланковими маніпуляторами. Запропоновано метод синтезу систем керування роботом з використанням нейронних мереж та обрані критерії якості для формування навчальної вибірки нейронної мережі. Розроблено алгоритм, реалізований у програмному комплексі та встановлено механізм формування навчальної вибірки.

В [3] реалізовано систему управління траєкторією маніпулятора з пружними ланками, в архітектурі якої використовується адаптивна нейронна мережа. Використано метод кінцевих елементів для моделювання пружності ланки робота. Система управління складається з пропорційно-диференціального (ПД) регулятора та адаптивної нейронної мережі.

Lin та ін. (2014) запропонували інтелектуальну інтегральну систему управління в режимі ковзання, що використовує багатоелементну нейронну мережу з кількома виходами. Для відстеження еталонної траєкторії було застосовано інтегральну систему управління режимом ковзання. Для навчання параметрів нейронної мережі використали алгоритми адаптивного навчання.

Yu та Weng (2014) запропонували робастний адаптивний підхід ISMC на основі нейронної мережі для управління нелінійними взаємопов'язаними системами з невідомою невизначеністю. Вони об'єднали адаптивний нейронний підхід із методом ISMC для усунення невідомих пов'язаних невизначеностей, системних невизначеностей та зовнішніх збурень.

Результати чисельного моделювання підтвердили ефективність управління.

Fan та Yang (2016) запропонували ISMC для класу нелінійних систем з невідомими нелінійними членами та збуреннями з використанням адаптивного управління. Спостерігач на основі нейронної мережі був застосований для оцінки невідомих нелінійних членів та збурень. Для налаштування контролера використовувалися евристичні методи.

1.5. Підходи до оптимізації

Al-Shareef та Abbod (2010) оптимізували початкові випадкові ваги нейронної мережі, використовуючи методику оптимізації рою частинок (PSO).

Результати наочно продемонстрували більш високу точність моделювання оптимізації ваги з використанням PSO порівняно із стандартною нейронною мережею. Jaddi та ін. (2015) розробили алгоритм оптимізації, заснований на поєднанні локального пошуку та алгоритму, заснованого на оптимізації рою.

Запропонований підхід був використаний для вибору моделі штучної нейронної мережі, де вага та структура штучної нейронної мережі були оптимізовані.

Адаптивне керування забезпечує постійну адаптацію параметрів контролера в умовах щодо повільних змін у динаміці та збуреннях. При адаптивному керуванні нелінійні ефекти, обумовлені зміною параметрів, можуть бути усунені або зменшені та розширений діапазон роботи. Але треба мати на увазі, що адаптаційний цикл повинен бути повільнішим, ніж цикл вироблення сигналів управління, що часто призводить до проблем реалізації нелінійного спостерігача. Інша складність у тому, що ускладнюється доказ стійкості системи у разі зміни параметрів процесу.

Van Suong та Yao Nan (2016) представили адаптивну нейронну мережу відстеження заданої траєкторії з використанням НМ, що має структуру радіальної базової функції (RBF). Моделювання та експериментальні результати показали більш високу ефективність такого підходу в порівнянні з адаптивною нечіткою та вейвлет-мережами.

Gholami та Markazi (2012) запропонували новий адаптивний нечіткий ковзний режим (AFSM-Adaptive Fussy Sliding Method), який може бути використаний для класу нелінійних систем типу MIMO. Пропонований метод застосовувався до реального маніпулятора. Tong та ін. (2011) запропонували метод адаптивного нечіткого керування на основі спостерігача. Вони розробили нелінійний нечіткий спостерігач з метою оцінки вектора незмірних станів системи.

Zabihifar та Markazi (2013) запропонували адаптивний контролер нечіткого ковзного режиму для Автономного безлюдного підводного апарату.

Doostmohammadi та Markazi (2010) запропонували новий метод для нелінійних систем у суворій формі зворотного зв'язку з використанням адаптивного підходу з нечітким ковзним режимом. Budjedir та ін (2012) представили адаптивне управління ковзного режиму, заснований на двох нейронних мережах для стабілізації квадрокоптера.

Вони використовували другу нейронну мережу для усунення феномену чаттеру. Bouhalil та ін. (2011) запропонували адаптивну

схему нейронного управління, засновану на новому спостережачі, стосовно управління квадрокоптером. Ця методика реалізується з використанням двох паралельних штучних нейронних мереж (ANN) кожної підсистеми квадрокоптера.

Andropov та ін. (2016) представили адаптивний метод коригування коефіцієнтів ПІД-регулятора на основі нейронних мереж. Нейронні мережі з трьома шарами використовують для створення адаптивної системи стабілізації для безпілотного літального апарату мультиротора. Saikalis та ін. (2002) представили підхід до адаптивного управління нейронною мережею, використовуючи новий алгоритм адаптації, який ґрунтується на принципі адаптивної взаємодії.

1.6. Застосування методів, заснованих на вирішенні зворотного завдання динаміки

Зворотнє завдання динаміки маніпуляторів стосовно вирішення завдання управління складними системами було досліджено у багатьох роботах, зокрема [4-7]. Моделі зворотної динаміки роботів маніпуляторів можуть бути отримані аналітично з рівняння руху Ньютона-Ейлера. Однак, аналітичний висновок вимагає апріорного знання про моменти інерції, сил тертя, гравітації та доцентрових сил, які можуть бути складними для визначення. Також вони можуть змінюватись в залежності від зносу робота.

Цей факт викликає необхідність підходів, які ідентифікують модель динаміки тільки на основі поточних інформаційних вимірювань датчиків. Крім того, такі методи повинні мати можливість працювати в реальному часі, щоб забезпечити адаптованість системи до динамічних змін, які можуть виникати під час вирішення маніпуляційних завдань [6]. Метод машинного навчання з використанням зворотного завдання динаміки та з наданням інформації про його реалізацію у фізичній робототехнічній системі був запропонований у [6] (див. рис. 1.2)

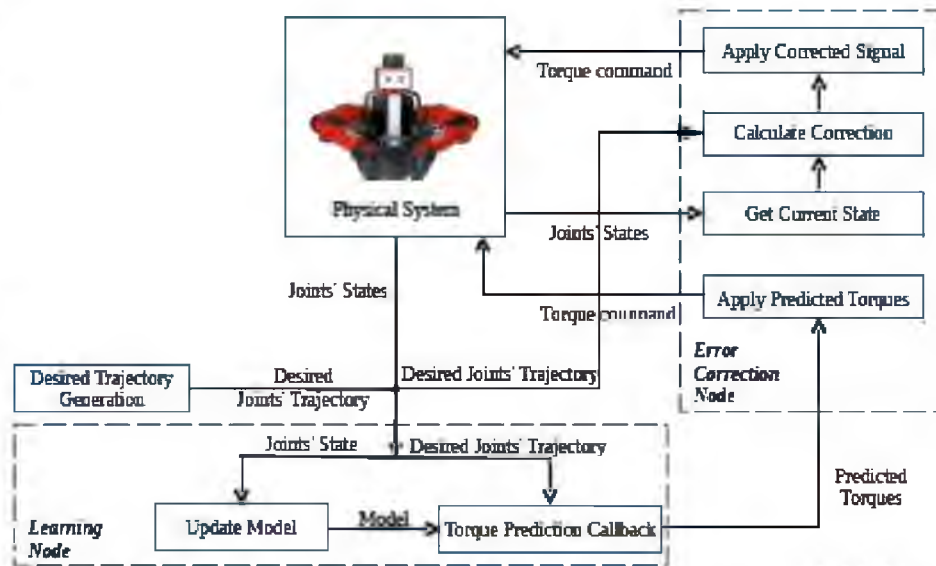


Рисунок 1.2 – Структурна схема управління з урахуванням розв'язку зворотної задачі динаміки [6]

Різні схеми управління на основі розв'язання зворотної задачі динаміки, наприклад, лінеарізуючі управління зворотним зв'язком маніпуляторів з пружними ланками вимагають обчислення похідних за часом керуючих сил, тобто рівнянь руху. У той час як алгоритми рекурсивної зворотної динаміки добре вивчені, такі завдання для завдань зворотної динаміки в системах високого ладу є відносно новими. Були опубліковані алгоритми, що ґрунтуються на відомих алгоритмах рекурсивної зворотної динаміки в термінах параметрів Денавіта-Хартенберга (DH). Однак застосування системи DH є обмежувальним. У [7] було досліджено рекурсивне зворотнє завдання динаміки другого порядку для маніпуляторів. У [6] автори представляють закон адаптивного управління у формі розв'язку зворотної задачі динаміки для жорстких маніпуляційних конструкцій. Цей закон долає основні обмежувальні труднощі таких схем. Вимога у тому, щоб оцінка зворотної інерційної матриці залишалася обмеженою. Наближена побудова моделей роботів з урахуванням потоків інформації від датчиків з допомогою підходів машинного навчання є обхідним рішенням. У [5] моделі зворотної динаміки будуються з використанням нового алгоритму глибокого навчання (DPA – Deep Learning Algorithm) в реальному часі (рис. 1.3)

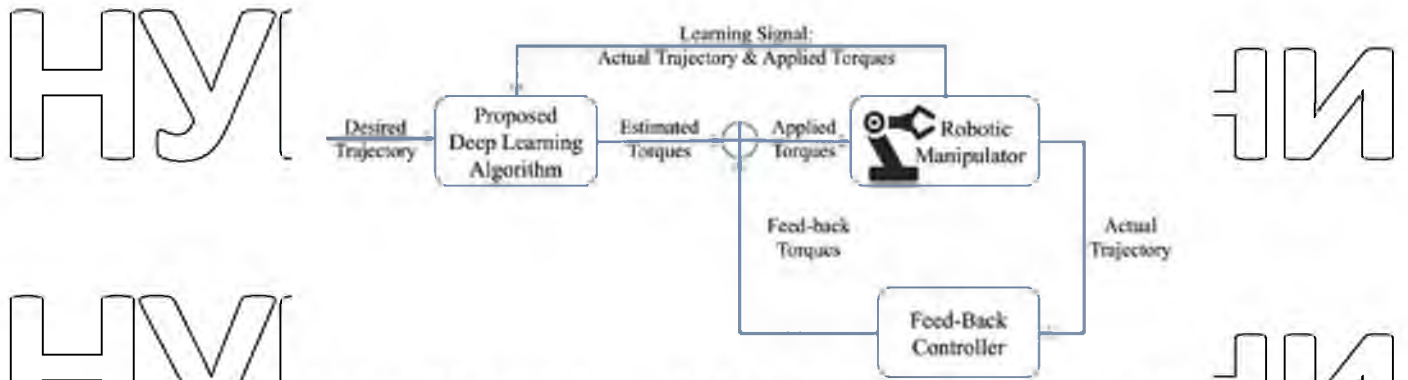


Рисунок 1.3. Схема керування із застосуванням ДРА для керування маніпулятором шляхом вирішення зворотного завдання динаміки [5]

НУБІП України

НУБІП України

НУБІП України

НУБІП України

НУБІП України

РОЗДІЛ 2 РОЗРОБКА АДАПТИВНОГО МЕТОДУ УПРАВЛІННЯ МАНІПУЛЯЦІЙНИМИ РОБОТАМИ МЕТОДОМ ANN-SC

Використання нейронних мереж у замкнених системах управління різко

відрізняється від використання в додатках без зворотного зв'язку, основною сферою застосування яких є цифрова обробка сигналів (ЦОС). В останній області

вирішуються такі завдання як класифікація, розпізнавання образів та апроксимація нединамічних функцій (які не містять, наприклад, інтеграторів або затримок часу). У додатках ЦОС використання нейронних мереж базується на

сукупності знань, отриманих протягом багатьох років, які показують, як вибрати топологію мереж та вибрати вагові коефіцієнти, щоб забезпечити ефективне вирішення завдання. Проблеми, що пов'язані з алгоритмами налаштування вагових коефіцієнтів, добре вивчені. На противагу цьому, при керуванні

динамічними системами із замкнутим зворотним зв'язком, більшість додатків були спеціалізованими. У них наївно використовувалися методи, розроблені для розімкнених систем, наприклад, метод зворотного розповсюдження помилки, з надією таким методом вирішити проблеми, що пов'язані з динамічною зміною

нейронної мережі, охопленої зворотним зв'язком. В останньому випадку нейронна мережа має забезпечити стабілізуюче керування для системи, а також

забезпечити автоматичне обчислення вагових коефіцієнтів нейронної мережі. До цього часу дослідники почали проводити суворий математичний аналіз нейронних мереж у замкнених системах управління. Підстави цих досліджень

було закладено Нарендрой та її колегами у кількох основоположних роботах.

У результаті було виявлено, що стандартні алгоритми налаштування ваг, такі як метод зворотного розповсюдження помилки, що використовуються для розімкнених систем, вимагають модифікації для забезпечення стійкості та управління в системах із зворотними зв'язками.

Маніпулятори роботів мають складну нелінійну динаміку, яка може ускладнити точне та надійне керування. На щастя, маніпуляційні роботи вносяться до класу динамічних систем Лагранжа, завдяки чому вони мають ряд фізичних властивостей, які роблять їх управління не складним.

Нижче запропоновано методику для вирішення задачі руху по заданій траєкторії, засновану на апроксимації невідомих нелінійних функцій за допомогою нейронних мереж. Ця методика може використовуватися для конструювання широкого спектра регуляторів, включаючи адаптивні, робастні та регулятори, що навчаються.

2.1. Нейронно-мережеві топології

2.1.1. Математична модель нейрона

Математична модель нейрона представлена на рис. 2.1. Сигнали перемножуються з ваговими коефіцієнтами дендритів v_j і сумуються з пороговим зміщенням v_0 . Підсумкова сума проходить через нелінійну функцію активації $\sigma(\cdot)$. Число вхідних сигналів – n , вихідний сигнал – скаляр $y(t)$, він може бути визначений як:

$$y(t) = \sigma \left(\sum_{j=1}^n v_j x_j(t) + v_0 \right) \quad (2.1)$$

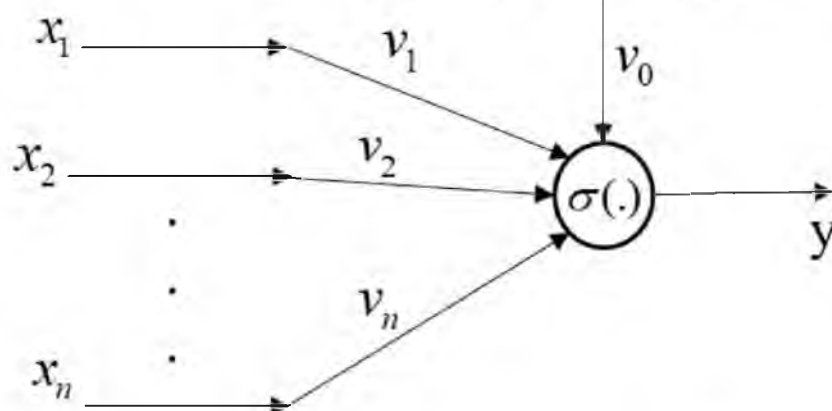


Рисунок 2.1 – Модель нейрону

Позитивні ваги v_j відповідають збуджуючим синапсам, а негативні – синапсам, що гальмують. Ця модель була названа перцептроном Розенблатта у 1959-му році (Хайкін 1994).

Активаційна функція $\sigma(\cdot)$ вибирається відповідно до поставленої задачі.

Якщо змінювати граничне зміщення, активаційна функція переміщатиметься праворуч або ліворуч. Для багатьох алгоритмів машинного навчання (включаючи алгоритм зворотного розповсюдження помилки) необхідна похідна функції активації, тому $\sigma(\cdot)$ має бути диференційованою.

Вихід нейрона $y(t)$ може бути виражений через вектор вхідних сигналів $x(t) \in \mathbb{R}^n$ та вектор вагових коефіцієнтів $\vec{v}(t) \in \mathbb{R}^n$: $y = \sigma(\vec{v}^T \vec{x} + v_0)$, де $\vec{x}(t) = [x_1 x_2 \dots x_n]^T$, $\vec{v}(t) = [v_1 v_2 \dots v_n]^T$.

Обчислювальна здатність двошарової нейронної мережі значно перевищує можливості одношарової. Вихід двошарової нейронної мережі з лінійною активаційною функцією на вихідному шарі можна записати як:

$$\vec{y} = W^T \sigma(V^T x). \quad (2.2)$$

2.1.2. Апроксимація функцій

Фундаментальне знання в системах управління на основі нейромережевого регулятора має універсальна властивість апроксимації функції нейронної мережі, що має не менше двох шарів. Можливості апроксимації за допомогою нейронних мереж були вивчені багатьма дослідниками, включаючи Цибенко (1989); Hornik, Stinchcombe та White (1989); Sandberg (наприклад, Park and Sandberg 1991). Універсальна теорема апроксимації говорить про те, що будь-яка гладка функція $f(x)$ може бути апроксимована довільно близько на компактній підмножині з використанням двошарової нейромережі з відповідними вагами. Цей результат був показаний з використанням сигмоїдальної активаційної функції, RBF та інших. Зокрема, нехай $f(x): \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ буде гладкою функцією.

Тоді, враховуючи, що $S \in \mathbb{R}^n$ і $\varepsilon_N > 0$, існує двошарова нейронна мережа, така що:

$$f(x) = W^T \sigma(V^T x) + \varepsilon, \quad (2.3)$$

де $\|\varepsilon\| < \varepsilon_N$ для будь-якого $x \in S$, для деякої досить великої кількості нейронів у прихованому шарі. Тут $\varepsilon(x)$ – помилка апроксимації, яка зменшується зі збільшенням нейронів у прихованому шарі.

2.1.3. Нейроуправління

Більшість комерційно доступних контролерів роботів реалізують різні алгоритми керування за допомогою ПІД-регулювання, у деяких є можливість регулювати швидкості руху та є спрощена опція керування силою. ПІД-регулятор забезпечує прийнятну точність для багатьох завдань, таких як проходження траєкторії, заданої користувачем з проміжних точок за допомогою пульта, але він не дає точного управління динамікою на цій траєкторії. У міру того, як вимоги до швидкості та точності руху збільшуються в сучасних виробничих середовищах, ПІД-регулятори все більше здають свої позиції. Зважаючи на те, що більшість комерційних регуляторів не адаптивні, точність управління погіршується при появі невідомих сил, у тому числі сил тертя, наприклад, при управлінні зусиллям під час технологічної операції обробки різанням. У цьому розділі ми покажемо, як використання методів управління на основі біоінспірованих механізмів вирішує такі проблеми. Використовуючи ANN, можна розробляти адаптивні, надійні та самонавчальні контролери.

Серйозною проблемою при використанні адаптивного керування в робототехніці є вимога допущення лінійності невідомих параметрів системи (Craig 1985) $f(x) = R(x)\xi$. де $f(x)$ – нелінійна функція робота, $R(x)$ – регресійна матриця відомих функцій робота і ξ – вектор невідомих параметрів (наприклад, мас ланок і коефіцієнт тертя). Це припущення обмежує вид систем управління.

Оновлення ваг при налаштуванні нейронної мережі відома як властивість навчання нейронної мережі. Навчальні алгоритми можуть бути реалізовані як у безперервному (за допомогою диференціальних рівнянь для вагових коефіцієнтів), так і в дискретному видах (за допомогою різницевих рівнянь для вагових коефіцієнтів). Існує ряд алгоритмів навчання, і їх можна поділити на три категорії: навчання з учителем, навчання без вчителя та навчання з підкріпленням.

Навчання НМ може бути автономним, коли попередня фаза навчання відбувається до застосування нейронної мережі в робочому режимі (протягом якого вагові коефіцієнти залишаються постійними), або інтерактивним, коли нейронна мережа функціонує в робочому режимі, одночасно навчаючись. Прикладом автономного навчання є такі додатки із розімкненим зворотним зв'язком як класифікація та розпізнавання образів. Інтерактивне навчання є складною проблемою і прикладом систем з інтерактивним навчанням можуть бути системи управління із замкненим зворотним зв'язком. У цьому випадку нейронна мережа повинна регулювати вихід системи, одночасно навчатися та гарантувати, що вагові коефіцієнти (власний внутрішній стан) залишаються обмеженими.

Для успішного розв'язання цього завдання необхідно застосування різних методів теорії управління. У найпростішому випадку передбачається, що динаміка системи повністю відома і зовнішніх збурень немає. Однак на практиці можуть виникати відхилення реальної динаміки системи відносно теоретичної та виникати невідомі зовнішні збурення. Регулятор може бути стійкий до таких явищ, тобто мати робастність. Робастність може бути покращена за допомогою різних адаптивних методів або додавання спеціального компенсуючого сигналу управління $u(t)$. Такі методи обговорюються у наступних розділах. Основна функція нейронної мережі при використанні в замкнутій системі керування – точно компенсувати відхилення від теоретичної моделі динаміки та невідомі зовнішні збурення.

2.2. Робот маніпулятор

Роботи-маніпулятори є багатовимірними нелінійними системами і зазвичай містять різні невизначеності, такі як зовнішні збурення, нелінійне тертя, що змінюється в часі, а також зміна корисного навантаження. Отже, важко встановити точну математичну модель для того, щоб досягти точного відстежування траєкторії для заданих вхідних сигналів і робастності по відношенню до зовнішніх збурень.

Щоб подолати ці проблеми, багатьма дослідниками були розроблені стратегії адаптивного управління, наприклад, у роботах [12, 13].

Маніпуляційні роботи (МР) – основні робочі органи багатьох сучасних та перспективних промислових та спеціальних робототехнічних комплексів. МР відізняються значною різноманітністю.

Для них характерне постійне розширення області застосування та спектра виконуваних операцій, постійне ускладнення розв'язуваних завдань.

Маніпуляційні роботи включають багатоланкові просторові виконавчі механізми (ВМ) з багатьма ступенями рухливості, системи приводів-стеження, системи управління приводами і складні багатовимірні динамічні системи.

Ефективність МР значною мірою залежить від якості управління ними.

Забезпечити якісне управління можна лише за адекватного обліку динамічних властивостей МР як у етапах проектування, так і під час експлуатації МР. Однак цьому перешкоджають такі проблеми теоретичного плану:

1. Складність отримання та громіздкість рівнянь динаміки виконавчих механізмів (ВМ) МР у розгорнутій формі запису. Розгорнуті рівняння таких об'єктів надзвичайно громіздкі та включають безліч параметрів. Отримання «вручну» у вигляді розгорнутих рівнянь багатоланкових ВМ МР, особливо з урахуванням пружних деформацій ланок, при розміщенні МР на нежорстких і рухливих основах, (що характерно для багатьох операцій МР), і навіть їх аналіз є нерозв'язними проблемами

Описати динаміку ВМ можна лише при використанні спеціальних прийомів, що дозволяють або повністю автоматизувати викладки, або записувати рівняння та виконувати їх перетворення у компактному вигляді.

2. Багатовимірна динаміка систем управління МР. Динамічні процеси, що протікають під час управління МР, описуються системами взаємопов'язаних нелінійних диференціальних рівнянь високого порядку. Так, 6-ланковий МР з електромеханічними приводами при врахуванні пружних деформації окремих ланок ВМ, нежорсткості механічних передач, залежно від способу представлення динаміки силової частини та засобів корекції приводів, а також алгоритмів керування вимагає розгляду систем взаємопов'язаних диференціальних рівнянь 30-го порядку і вище. Зазначені обставини унеможливають пряме застосування традиційних методів теорії автоматичного управління, розвинених для одноканальних систем управління (СУ).

Дослідження ж у галузі багатовимірної динаміки МР не набули достатнього розвитку. Динаміка МР залежить як від параметрів ВМ, так й від безлічі інших параметрів (приводів, алгоритмів управління, виконуваної операції). Загальна кількість параметрів може досягати кількох сотень, що є серйозною перешкодою під час аналізу динаміки та проектування систем управління (СУ) МР.

Недостатність знань про багатовимірну динаміку МР та методи її дослідження та розрахунку є факторами, що перешкоджають досягненню якості процесів управління цими системами, що відповідає вимогам сьогодення та на перспективу.

На даний момент запропоновано багато підходів до вирішення зазначених проблем теорії МР. Однак кожен з них, маючи певні переваги, має і недоліки, які ускладнюють його практичне застосування.

Тому актуальною є розробка теоретичних положень, що забезпечують моделювання та аналіз багатовимірної динаміки МР при адекватному врахуванні факторів, що впливають на неї (структура і параметри ВМ, приводів, тип і параметри виконуваних операцій) і сприяють досягненню необхідної якості управління при проектуванні СУ МР і при експлуатації МР.

Останнім часом значну увагу приділяють застосуванням інтелектуального управління положенням робота, таким як нечітке та нейронне управління. Дослідження в галузі нейронних мереж дозволяють використовувати алгоритми онлайн-навчання та мати справу з невідомою динамікою робота. У цьому розділі пропонується адаптивний алгоритм НМ-управління роботом-маніпулятором, суміщений з робастним компенсатором SMC, для вирішення завдань, з якими звичайні контролери не справляються через великі збурення та зміни параметрів. Ваги НМ оновлюються онлайн за допомогою теорії стійкості Ляпунова. Також тут використовується теорія стійкості Ляпунова для доказу того положення, що запропонована схема не тільки забезпечує стійкість системи управління, але й має стійкість до немодельної динаміки (тобто відхилень реальної динаміки від математичної моделі) і збурень.

У цьому розділі запропоновано новий метод підвищення ефективності управління за рахунок використання нової функції активації для прихованого шару адаптивної нейронної мережі для управління роботом-маніпулятором. Для усунення коливань робота в стаціонарному режимі та зменшення явища чаттера запропоновано подвійну нейронну мережу (NN-управління). Нарешті, пропонується новий підхід до розширення NN-управління, який дозволяє одночасно керувати силою та положенням.

2.2.1. Кінематика робота маніпулятора

Маніпулятор з n ланками має n ступенів свободи, і положення робочого органу повністю фіксується, як тільки визначаються значення узагальнених (суглобових) змінних q_i . Ця позиція може бути задана або в узагальнених координатах або в декартових. Розташування узагальненої координати робочого органу визначається значенням $n \times 1$ -вектора q . Декартове положення робочого органу вказується відносно основи, шляхом визначення орієнтації та переміщення координатної системи, прикріпленої до робочого органу відносно основи; це точно визначає сенс матриці перетворення координат $T(q)$. Тобто, $T(q)$ дозволяє знайти декартове положення робочого органу.

Декартове положення робочого органу може бути повністю визначене в нашому тривимірному просторі за допомогою шестизначного вектора, три координати необхідні для переміщення і три – для орієнтації. Відповідним способом є представлення декартового положення робочого органу

$$P(q) = [x \ y \ z]^T \text{ через матрицю перетворення координат } T(q).$$

Пряме завдання кінематики робота полягає в тому, щоб визначити декартове становище робочого органу після отримання значень узагальнених змінних. Це досягається просто обчисленням $T(q)$ для заданого значення q .

Обернена задача кінематики полягає в тому, щоб визначити необхідні кути суглобів q_i для позиціонування робочого органу в заданому декартовому положенні. Це непросте завдання, яке може мати більше одного рішення.

Існують різні ефективні методи її вирішення. Потрібно уникати функцій $arcsin$, $arccos$ і використовувати де можливо чисельно добре обумовлену

функцію $arctan$. Часте використання прийомом у додатках є система координат Денавіта-Хартенберга (D-H), представлена Жаком Денавітом Річардом С. Хартенбергом. Перетворення координат уздовж кінематичної схеми маніпулятора, що складається з n ланок, утворюють кінематичні рівняння

робота

$$[T] = [Z_1][X_1][Z_2][X_2] \dots [X_{n-1}][Z_n][X_n], \quad (2.4)$$

де $[T]$ це перетворення, що визначає кінцеву ланку.

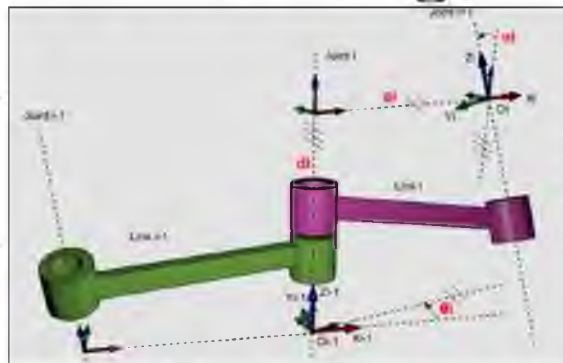


Рисунок 2.2 Система координат Денавіта-Хартенберга в маніпуляторі з послідовним кінематичним ланцюгом

Для визначення перетворень координат $[Z]$ і $[X]$ суглоби, що з'єднують ланки, моделюються як шарнірні або призматичні з'єднання, кожен з яких має унікальну лінію S у просторі, що утворює вісь з'єднання та визначає відносне переміщення двох ланок. Типова кінематична схема характеризується послідовністю із шести ліній $S_i, i = 1, \dots, 6$, по одному для кожного суглоба. Для кожної послідовності ліній S_i і S_{i+1} існує звичайна нормальна лінія $A_{i,i+1}$. Система шести осей суглобів S_i і п'яти звичайних нормальних ліній $A_{i,i+1}$ утворює кінематичний скелет типового послідовного ланцюга робота з 6 ступенями свободи.

Денавіт і Хартенберг запровадили умову, що осі координат Z надаються узагальненим осям S_i , а координатні осі X присвоюються загальним нормалям $A_{i,i+1}$. Ця угода дозволяє визначити рух ланок навколо узагальненої осі S_i

шляхом зсуву гвинта:

$$[Z_i] = \begin{bmatrix} \cos \theta_i & -\sin \theta_i & 0 & 0 \\ \sin \theta_i & \cos \theta_i & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (2.5)$$

де θ_i – це кругове обертання, а d_i – ковзання вздовж осі Z – будь-який із параметрів може бути постійним, що залежить від структури робота. Відповідно до цієї угоди розміри кожної ланки в послідовному ланцюжку визначаються усуненням гвинта навколо загальної нормалі $A_{i,i+1}$ від з'єднання S_i до S_{i+1} , що

дається формулою

$$[X_i] = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & r_{i,i+1} \\ 0 & \cos \alpha_{i,j+1} & \sin \alpha_{i,j+1} & 0 \\ 0 & \sin \alpha_{i,j+1} & \cos \alpha_{i,j+1} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (2.6)$$

де $\alpha_{i,j+1}$ і $r_{i,i+1}$ визначають фізичні розміри ланки в термінах кута, виміряного навколо осі Z , та відстані, виміряного вздовж осі X .

2.2.2 Динаміка робот маніпулятора

Виведення динамічної моделі маніпулятора відіграє важливу роль у моделюванні руху, аналізі структур маніпулятора та розробці алгоритмів управління. Моделювання руху маніпулятора дозволяє перевіряти стратегії управління та методи планування руху без необхідності використання фізично доступної системи [2]. Динаміка робота маніпулятора з жорсткими зв'язками може бути записана як

$$M(q)\ddot{q} + V_m(q, \dot{q})\dot{q} + F(\dot{q}) + G(q) + \tau_d = \tau, \quad (2.7)$$

де $M(q)$ – матриця інерції; $V_m(q, \dot{q})$ – коріолісова/доцентрова матриця; $F(q)$ – члени тертя; $G(q)$ – вектор сили тяжіння, а $\tau_d(t)$ являє собою збурення. Керуючий вхідний вектор $\tau(t)$ має компоненти крутного моменту для обертальних з'єднань і сили для призматичних з'єднань. Часто зручно записати рівняння динаміки робота як

$$M(q)\ddot{q} + N(q, \dot{q}) + \tau_d = \tau, \quad (2.8)$$

де $N(q, \dot{q}) = V_m(q, \dot{q})\dot{q} + F(\dot{q}) + G(q)$ представляє вектор нелінійних складових рівняння (2.7).

Динаміку можна визначити для конкретного маніпулятора, якщо відомі матриці інерції ланок (Льюїс, Абдалла та Доусон, 1993).

В якості альтернативи рівняння руху маніпулятора можуть бути отримані з використанням рівняння руху Лагранжа:

$$\frac{d}{dt} \frac{\partial L}{\partial \dot{q}} - \frac{\partial L}{\partial q} = \tau, \quad (2.9)$$

з лагранжіаном, що визначається через кінетичну енергію K і потенційну енергію P як:

$$L = K - P. \quad (2.10)$$

Мета управління роботом полягає у виборі керуючого вектора $\tau(t)$, таким чином, щоб робот слідував заданій бажаній траєкторії руху або розвивав бажану силу по відношенню до об'єктів робочого середовища.

2.2.2.1. Властивості динаміки робота

Для того, щоб коректно описати динаміку робота, потрібно запровадити деякі обмеження:

P1 – інерційна матриця $M(q)$ симетрична, позитивно визначена і обмежена так $\mu_1 I \leq M(q) \leq \mu_2 I$, що для всіх $q(t)$. Для пар обертання єдиними функціями змінних $q_i \in \sin(q_i), \cos(q_i)$. Для маніпуляторів без призматичних суглобів границі μ_1, μ_2 є константами.

P2 – Кориолісовий/доцентровий вектор $V_m(q, \dot{q})\dot{q}$ є квадратичною функцією відносно \dot{q} . При цьому функція V_m обмежена так, що $\|V_m\| \leq v_B \|\dot{q}\|$ або еквівалентно $\|V_m \dot{q}\| \leq v_B \|\dot{q}\|^2$.

P3 – Кориолісову/доцентрову матрицю завжди можна вибрати так, щоб матриця $S(q, \dot{q}) = \dot{M}(q) - 2V_m(q, \dot{q})$ була кососиметрична. Отже, $x^T Sx = 0$ для всіх векторів x . Це твердження пов'язане з тим, що фіктивні сили у робототехнічній системі не працюють.

P4 – доданок, обумовлений тертям має вигляд $F(\dot{q}) = F_v \dot{q} + F_d(\dot{q})$ з діагональною матрицею постійних коефіцієнтів F_v , що представляють в'язке тертя та $F_d(\dot{q})$ вектором з елементами $K_d \operatorname{sgn}(\dot{q}_i)$ з функцією $\operatorname{signum} \operatorname{sgn}(\cdot)$ і K_{d_i} коефіцієнтами динамічного тертя. Ці члени тертя обмежені, таким чином $\|F(\dot{q})\| \leq f_B \|\dot{q}\| + k_B$ для констант f_B, k_B .

P5 – вектор гравітації обмежений, тому $\|G(q)\| \leq g_B$. Для обертальних з'єднань єдиними функціями змінних $q_i \in \sin(q_i), \cos(q_i)$. Для обертальних з'єднань величина g_B є постійною.

P6 – збурення обмежені, тому $\|\tau_d(t)\| \leq d_B$

2.2.3. Постановка задачі

Щоб робот-маніпулятор слідував заданій траєкторії $q_d(t)$, похибка положення $e(t)$ та помилки відстеження $s(t)$ можуть бути визначені як:

$$\begin{aligned} e(t) &= q_d(t) - q(t); \\ s &= \dot{e} + \lambda(t)e \end{aligned} \quad (2.11)$$

з $\lambda > 0$, позитивно визначеною матрицею параметрів. З (2.11), випливає, що збіжність s до нуля має на увазі збіжність помилки відстеження та її похідної до нуля [17]. Отже, закон управління, який дозволяє відфільтрованої помилці

сходитися до нуля, призводить до досягнення мети управління. Динаміка робота виражається через відфільтровану помилку як:

$$M\dot{s} = -K_v s + f(x) + \tau_d - \tau, \quad (2.12)$$

де невідома нелінійна функція робота визначається як:

$$f(x) = M(q)(\ddot{q}_d + \lambda\dot{e}) + V_m(q, \dot{q})(\dot{q}_d + \lambda e) + G(q) + F(\dot{q}). \quad (2.13)$$

Завдання полягає в тому, щоб визначити закон управління, який може оцінити динаміку системи та досить стійкий, щоб компенсувати збурення при досягненні мети управління. У цій роботі розглянуті та запропоновані рішення для таких проблем як, явище чаттера, немодельна динаміка та динамічні зміни та інших. Наша мета – використовувати адаптивний нейромережвий підхід

розробки ефективного закону управління, у якому помилка $e(t)$ сходиться до нуля асимптотично.

2.2.4. Структура регулятора ANN, що використовується для керування роботом маніпулятором

У цьому розділі викладено наш основний результат, який представляє контролер на основі двошарової НМ (рис. 2.34), який представлений у формі

$$Y = W^T \sigma(V^T x). \quad (2.14)$$

Цей НМ-контролер не потребує вибору базису. Фактично, налаштування ваг першого шару V дозволяє НМ-контролеру вивчити власний базис для нелінійності системи. Наведено три алгоритми налаштування ваг НМ:

- 1) без навчання, метод зворотного розповсюдження помилки;

2) без навчання, метод зворотного розповсюдження помилки з додатковими умовами робастності;

3) спрощенні налаштування по Хеббу.

У цьому роботі було розглянуто алгоритм настройки по Хеббу. Головний результат цього розділу роботи – це регулятор, який простий для використання та працює для будь-якої конфігурації маніпулятора. Основним обмеженням для застосування стандартних методів адаптивного управління в робототехніці є вимога лінійності по відношенню до невідомих параметрів системи (припущення LIP). Нещодавно розроблені методи не мають цього обмеження (Colbaugh et al. 1994, 1995).

ANN послаблює це припущення, надаючи універсальну властивість апроксимації, якщо $\sigma(x)$ є базисом. ANN лінійна по відношенню до ваг W , що перебудовуються, але це менш суворе обмеження, ніж лінійність щодо параметрів системи, так як властивість апроксимації ANN справедлива для всіх гладких функцій $f(x)$. Проблема умови лінійності параметрів, що перебудовуються, є основною перешкодою для подальшого розвитку адаптивних методів управління. У цьому розділі ми вирішуємо цю проблему, розглядаючи правила налаштування для набору ваг NN, деякі з яких є нелінійними.

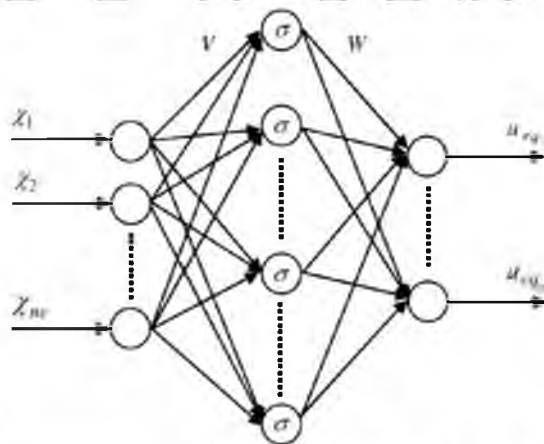


Рисунок 3.3 – Нейронна мережа типу SNN

Відповідно до універсальної апроксимаційної теореми, нейронні мережі (НМ) типу ШЛ (Single Hidden Layer) можуть апроксимувати нелінійні, безперервні функції [5]. Відповідно до цієї властивості існує двшарова НМ така, що

$$f(x) = W^T \sigma(V^T x) + \varepsilon, \quad (2.15)$$

де матриці V , W є оцінками матриць вагових коефіцієнтів, x є вхідним вектором нейронної мережі, σ є сигмоїдною активаційною функцією

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}, \quad (2.16)$$

а похибка апроксимації обмежена на компактї.

У цьому випадку поточне значення керуючого сигналу виберемо виду:

$$\tau = \hat{W}^T \sigma(\hat{V}^T x) + k_v s + \dot{v}, \quad (2.17)$$

де \hat{V} , \hat{W} є матрицями вхідних та вихідних ваг нейронної мережі відповідно, які мають бути визначені за допомогою алгоритмів налаштування.

2.3. Приклад реалізації керування дволанковим роботом-маніпулятором

Нижче наводяться результати досліджень дволанкового аграрного робота SCARA, на якому було реалізовано підхід до управління. Розглянуто результати комп'ютерного моделювання та експериментального дослідження. Зовнішній вигляд робота показано на рис. 2.4.



Рисунок 2.4 – Дволанковий робот SCARA

2.3.1 Кінематика та динаміка

Кінематична схема манипулятора показана на рис. 2.5.

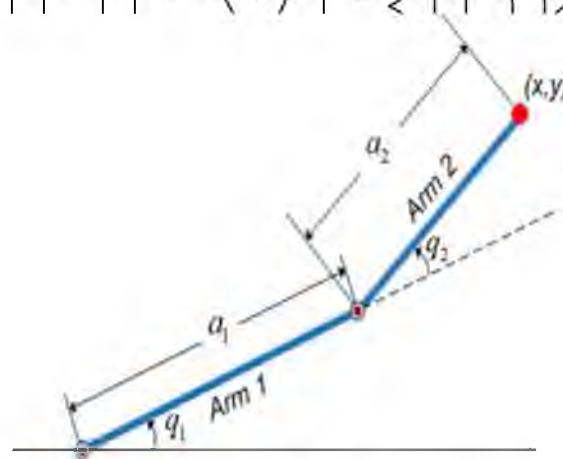


Рисунок 2.5 – Кінематична схема дволанкового манипулятора

Стрижневі ланки манипулятора мають довжину a_1 та a_2 . Маса ланок позначені через m_1 та m_2 відповідно. Нехай q_1 та q_2 позначають відносні кути повороту (див. рис. 2.5).

Знаєння координат кінцевої точки першої ланки

$$x_1 = a_1 \cos q_1, \quad y_1 = a_1 \sin q_1. \quad (2.18)$$

Аналогічно для другої ланки

$$x_2 = L_1 \cos \theta_1 + L_2 \cos(\theta_1 + \theta_2), \quad (2.19)$$

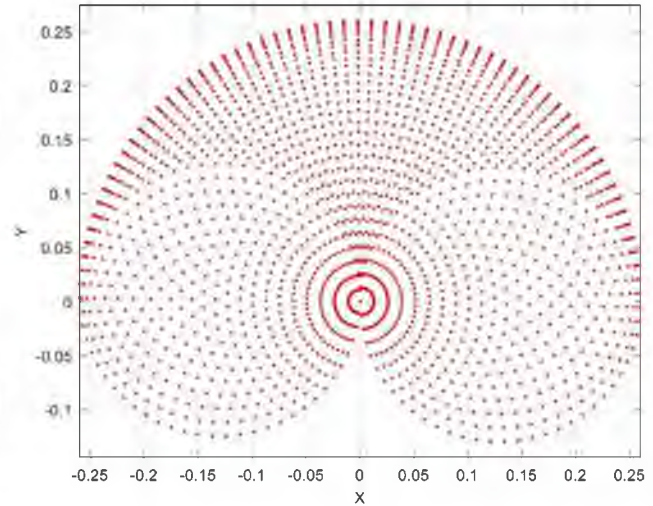
$$y_2 = a_1 \sin q_1 + a_2 \sin(q_1 + q_2). \quad (2.20)$$

Відносні кути повороту обмежені співвідношеннями

$$\begin{cases} 0 < q_1 < \pi \\ -\pi < q_2 < \pi \end{cases} \quad (2.21)$$

Вирішуючи пряме завдання кінематики, можна отримати сукупність точок, що визначають положення кінцевої точки другої ланки для різних комбінацій відносних кутів повороту q_1 та q_2 (рис. 2.6).

НУБ
НУБ



їни
їни

Рисунок 2.6 – Сукупність точок з кінцевої точки кінематичного ланцюга

маніпулятора для всіх комбінацій кутів q_1 і q_2

Величини кутів відносного повороту q_1 і q_2 , своєю чергою, можуть бути отримані шляхом вирішення зворотної задачі кінематики. З рівнянь (2.19), (2.20)

зворотної задачі кінематики можуть бути записані в двох конфігураціях, якщо

припустимо $K_1 = a_1 + a_2 \cos q_2$, $K_2 = a_2 \sin q_2$.

$\Rightarrow q_2 = \cos^{-1}\left(\frac{x^2 + y^2 - a_1^2 - a_2^2}{2a_1 a_2}\right)$ $\Rightarrow q_1 = \arctan\left(\frac{y}{x}\right) - \arctan\left(\frac{K_2}{K_1}\right)$	$\Rightarrow q_2 = -\cos^{-1}\left(\frac{x^2 + y^2 - a_1^2 - a_2^2}{2a_1 a_2}\right)$ $\Rightarrow q_1 = \arctan\left(\frac{y}{x}\right) + \arctan\left(\frac{K_2}{K_1}\right)$

Використовуючи рівняння Лагранжа та Ейлера-Лагранжа, отримаємо рівняння динаміки дволанкового маніпулятора [7]:

$$\begin{aligned} \tau_1 &= [(m_1 + m_2)a_1^2 + m_2 a_2^2 + 2m_2 a_1 a_2 \cos q_2] \ddot{q}_1 + [m_2 a_2^2 + m_2 a_1 a_2 \cos q_2] \ddot{q}_2 - \\ &- m_2 a_1 a_2 (2\dot{q}_1 \dot{q}_2 + \dot{q}_2^2) \sin q_2 + (m_1 + m_2) g a_1 \cos q_1 + m_2 g a_2 \cos(q_1 + q_2) \end{aligned} \quad (2.22)$$

$$\tau_2 = [m_2 a_2^2 + m_2 a_1 a_2 \cos q_2] \ddot{q}_2 + m_2 a_2^2 \ddot{q}_2 + m_2 a_1 a_2 \dot{q}_1^2 \sin q_2 + m_2 g a_2 \cos(q_1 + q_2).$$

Написання динаміки руки у векторній формі:

$$\begin{bmatrix} (m_1 + m_2)a_1^2 + m_2a_2^2 + 2m_2a_1a_2 \cos q_2 & m_2a_2^2 + m_2a_1a_2 \cos q_2 \\ m_2a_1^2 + m_2a_1a_2 \cos q_2 & m_2a_2^2 \\ -m_2a_1a_2(2\dot{q}_1\dot{q}_2 + \dot{q}_2^2) \sin q_2 & m_2a_2^2 \\ m_2a_1a_2\dot{q}_1^2 \sin q_2 & m_2a_2^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{q}_1 \\ \ddot{q}_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} (m_1 + m_2)ga_1 \cos q_1 + m_2ga_2 \cos(q_1 + q_2) \\ m_2ga_2 \cos(q_1 + q_2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \end{bmatrix} \quad (2.23)$$

Ця динаміка маніпулятора знаходиться у стандартній формі.

Динаміку дволанкового робота можна записати компактно, як

$$\begin{bmatrix} \alpha + \beta + 2\eta \cos q_2 & \beta + 2\eta \cos q_2 \\ \beta + \eta \cos q_2 & \beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{q}_1 \\ \ddot{q}_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\eta(2\dot{q}_1\dot{q}_2 + \dot{q}_2^2) \sin q_2 \\ \eta\dot{q}_2^2 \sin q_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \alpha e_1 \cos q_1 + \eta e_1 \cos(q_1 + q_2) \\ \eta e_1 \cos(q_1 + q_2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \end{bmatrix} \quad (2.24)$$

де $\alpha = (m_1 + m_2)a_1^2$, $\beta = m_2a_2^2$, $\eta = m_2a_1a_2$, $e_1 = g/a_1$ та

$$V_m(q, \dot{q}) = \begin{bmatrix} -q_2 m_2 a_1 a_2 \sin q_2 & -(q_1 + q_2) m_2 a_1 a_2 \sin q_2 \\ \dot{q}_1 m_2 a_1 a_2 \sin q_2 & 0 \end{bmatrix}. \quad (2.25)$$

Робот, показаний на рис. 2.6 був змодельований на ньому був реалізований пропонується підхід до управління. Це завдання розглянуто у наступному розділі, де показано, що результати моделювання демонструють можливості системи управління.

2.3.2. Результати моделювання

Наведено результати моделювання, щоб побачити роботу запропонованого адаптивного нейроконтролера. У цьому розділі запропонована схема управління, що застосовується до 2-ланкового робота SCARA (рис. 2.6), математична модель якого розроблена в пакеті Solidworks та імпортована в пакеті MATLAB другим поколінням SimMechanics.

Спочатку перша ланка переміщається, а друга – ні. Показано, що після навчання першої ланки забезпечується відпрацювання зовнішніх збурень.

Потім починає рухатися друга ланка, а перша зупиняється. Після цього обидві ланки переміщуються надаючи динамічні збурення на кожен ланку.

На рис. 2.7 показана схема системи управління з використанням сигмоїду як функція активації, а результати моделювання продемонстровані на рис. 2.8.

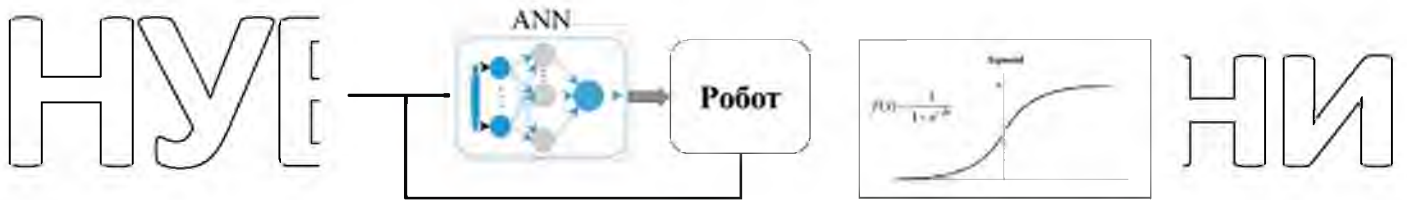


Рисунок 2.7 – Загальна схема управління з функцією активації у формі

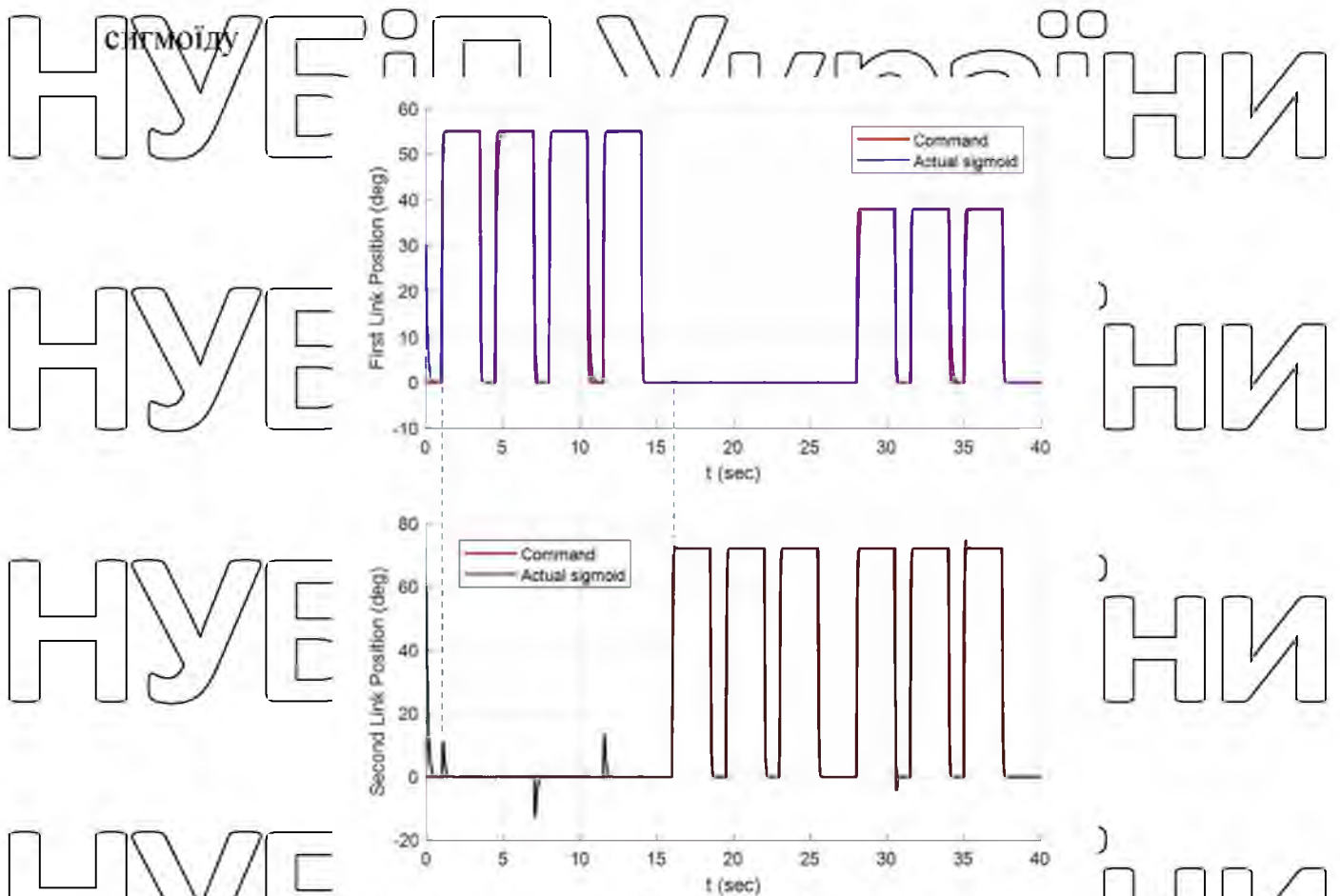


Рисунок 2.8 – Результати моделювання з функцією активації у формі сигмоїду.

Як видно на цьому рисунку, у русі другої ланки присутні некомпенсовані

збурення

Застосуємо нову функцію активації RBF, запропоновану вище, щоб перевірити її ефективність. На рис. 2.9 та 2.10 показана схема управління з новою функцією активації та результатами моделювання.

НУБІП України

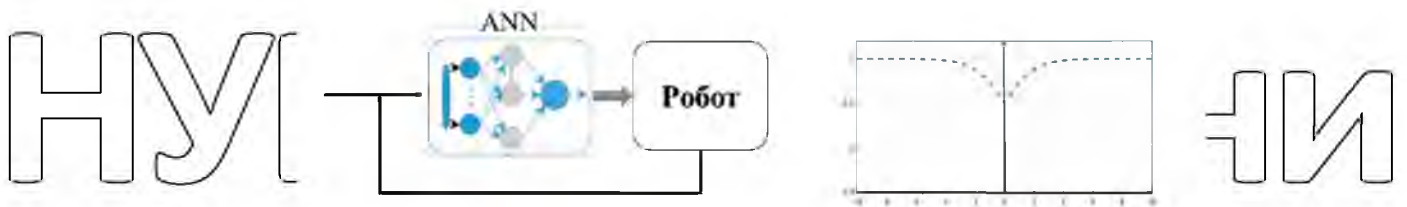


Рисунок 2.9 – Загальна схема керування з новою функцією активації

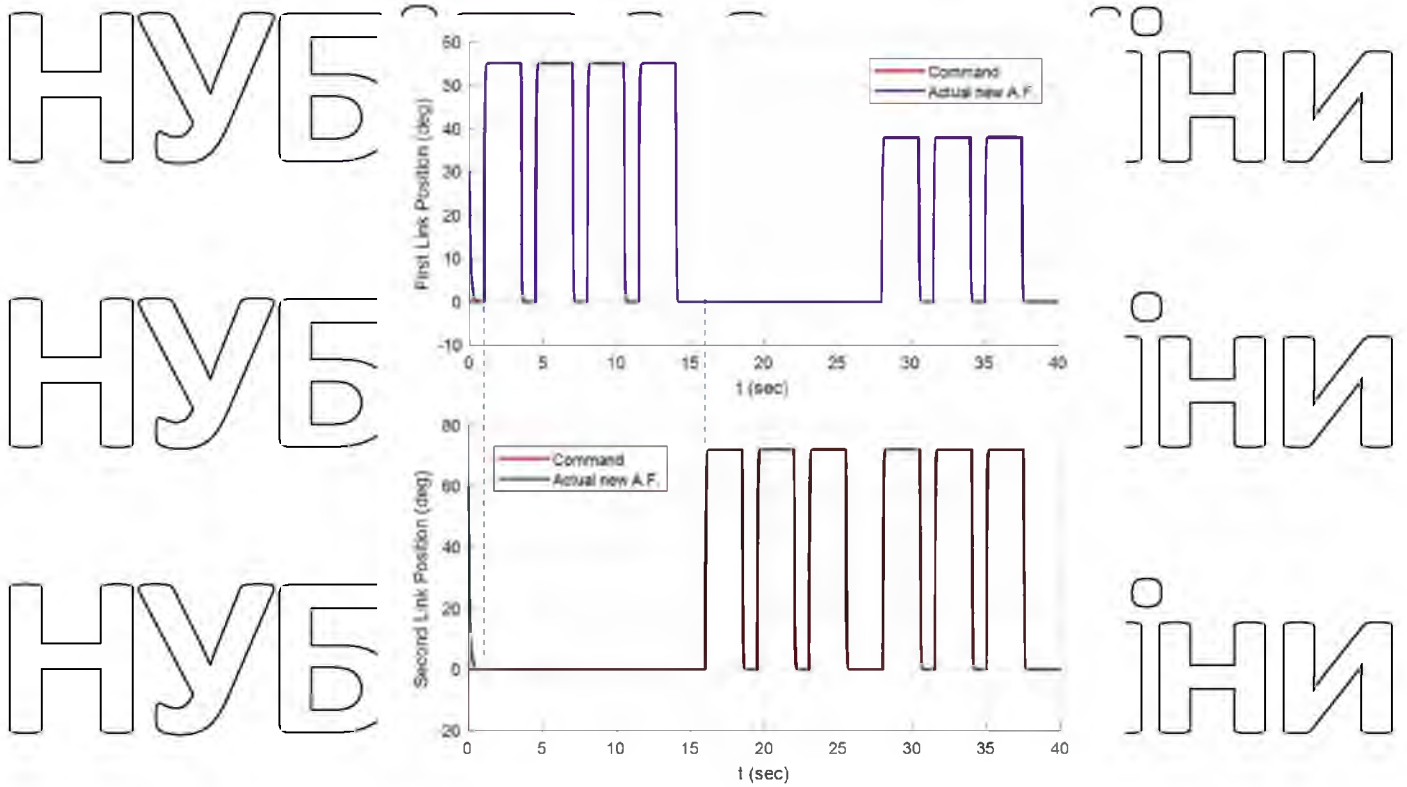


Рисунок 2.10 – Результати моделювання для нової функції активації

З графіків видно, що збурення практично повністю скомпенсовані, і процес управління роботом досить задовільний.

Друга проблема, розв'язувана за допомогою НМ вище, пов'язана з усуненням високочастотних коливань (чаттера) в околиці поверхні ковзання.

Щоб усунути коливання, було реалізовано новий підхід, у якому вводиться подвійна нейронна мережа. Схема системи управління та результати моделювання показані на рис. 2.11. Видно, що чаттер практично відсутній.

Результати, отримані за різних підходах, порівнюються на рис. 2.13.

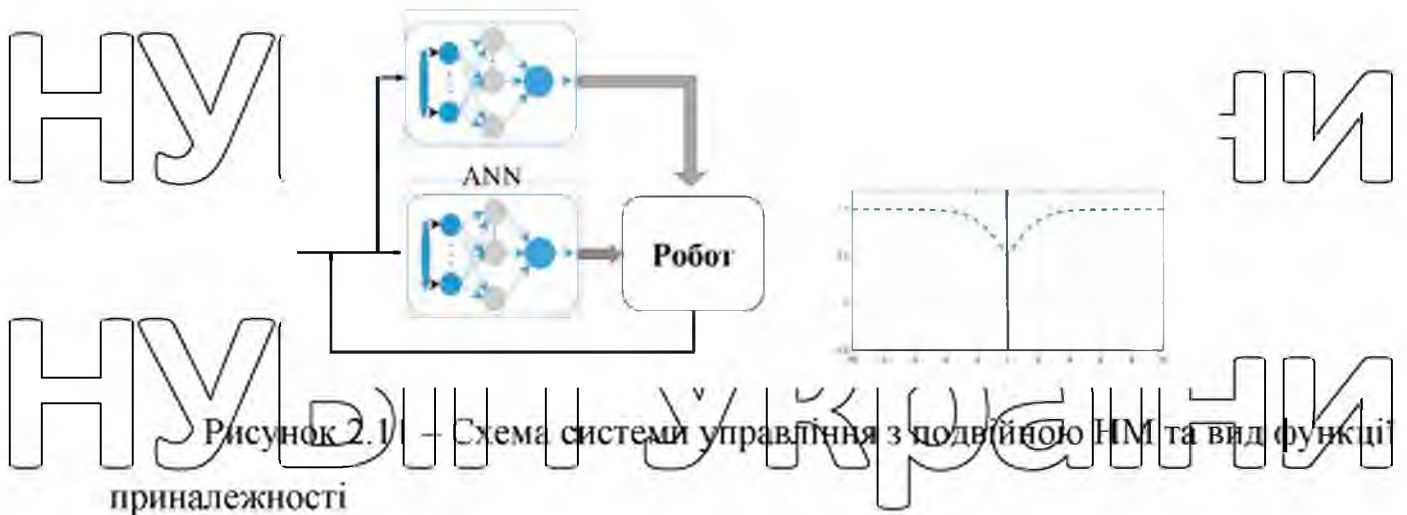


Рисунок 2.1 – Схема системи управління з подвійною НМ та вид функції приналежності

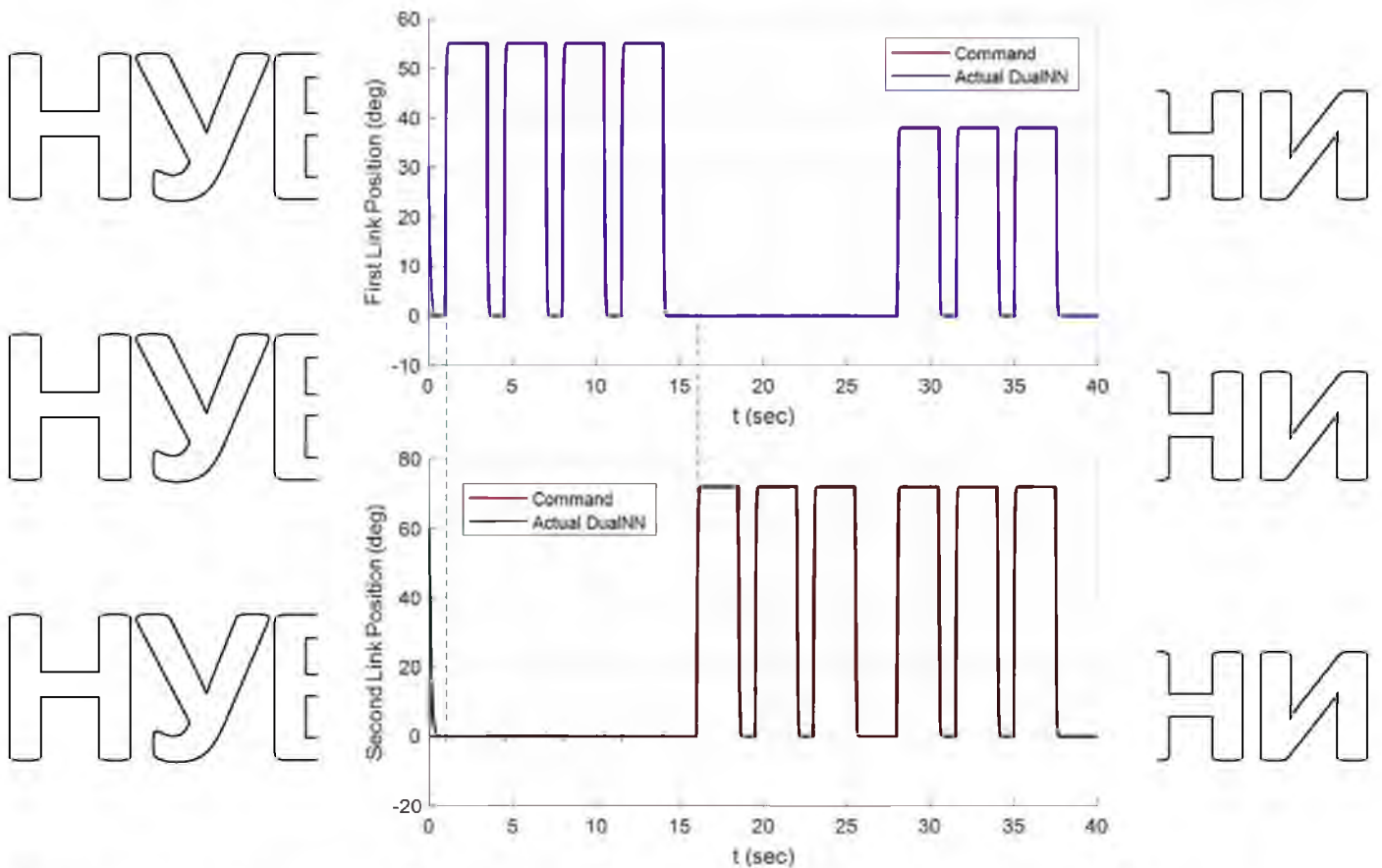


Рисунок 2.12 – Результати моделювання системи з подвійною НМ

2.3.3. Порівняння

Цікавить порівняти запропонований алгоритм ANNSC (1) з новою функцією активації (2) та подвійною нейронною мережею (3). Три запропоновані методи були реалізовані та порівняння показало, що третій метод покращує точність виконання операції. Порівняння помилок методів наведено на рис. 2.13

На рис. 2.13 показано порівняння відносно дисперсії помилки, яка обчислювалася за формулою

$$Var(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2, \quad (2.26)$$

де μ – бажане значення; n – кількість даних, а x – вхідна змінна. Як показано на рис. 2.14 дисперсія помилки по положенню була зменшена приблизно в три рази для першого на одну третину для другого. З використанням нового запропонованого алгоритму, що використовує подвійну мережу ANN-SC, чаттер також істотно зменшився, як показано на рис. 2.13.

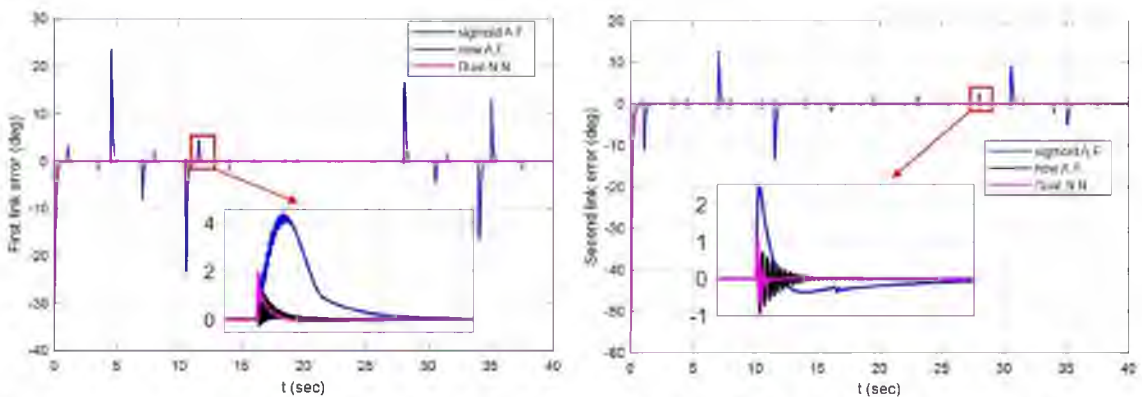


Рисунок 2.13 – Порівняння помилок розташування трьох підходів

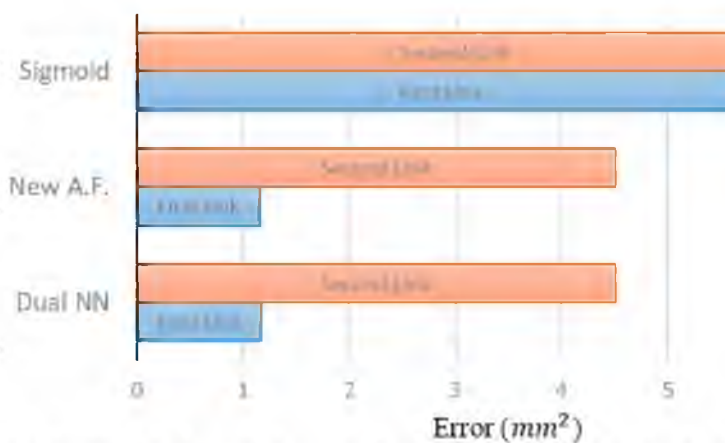


Рисунок 2.14 – Дисперсія похибки

Основна вимога до адаптивних нейромережових регуляторів – гнучка поведінка регулятора в умовах невизначеності, дії зовнішніх збурень та відхилення реальної динаміки робота від теоретичної. Для перевірки цієї

здатності регулятора корисне навантаження робота було збільшено у його роботі. З графіків на рис. 2.15 видно, що це призвело до втрати стійкості системи. Було проведено порівняння результатів роботи запропонованого регулятора та оптимізованого ПІД-регулятора за зміни корисного навантаження.

Як очевидно з графіків на рис. 2.15, ПІД-регулятор не впорався із завданням стабілізації, коли друга ланка почала рухатися. В той же час запропонований алгоритм зміг добре компенсувати динамічні зміни.

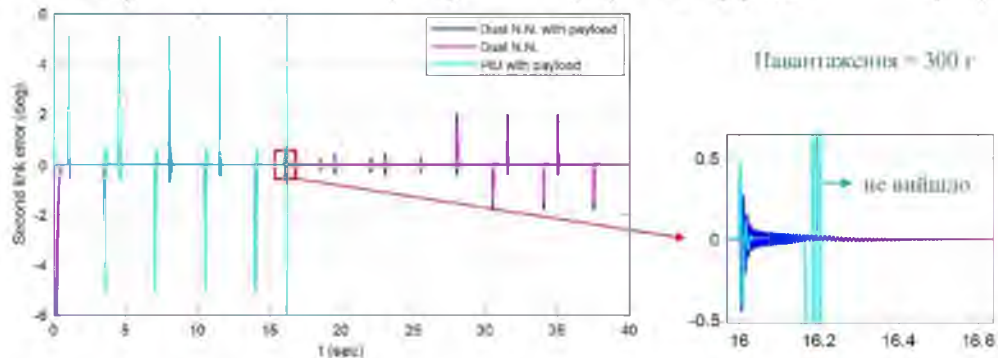


Рисунок 2.15 – Порівняння запропонованого контролера з ПІД-регулятором при зміні навантаження

2.3.4 LSTM мережа

Основна проблема нейронних мереж – це відсутність пам'яті. Також, в алгоритмі адаптивної нейронної мережі, в якому не передбачено пам'ять, немає можливості згадати попередні ситуації, щоб поліпшити свою роботу, коли стикається з тією самою ситуацією ще раз.

Довготривала-короткострокова пам'ять мережі – зазвичай звана «LSTM» – це особливий вид рекурентної НМ, здатний вивчати довгострокові залежності.

Вони були введені Hochreiter & Schmidhuber (1997), і були надалі вдосконалені та популяризовані.

Рекурентна нейронна мережа (RNN) має важливі можливості порівняно з FNN (нейронною мережею прямого поширення) завдяки можливості зберігання інформації для подальшого використання.

Запам'ятовування інформації протягом тривалих періодів часу – це практично поведінка за умованням.

У зв'язку з ним у цій частині роботи було розглянуто підхід LSTM поліпшення управління з допомогою нейронних мереж. Ця мережа може навчатися і запам'ятовувати, щоб зробити адаптацію швидше і добре виконувати завдання керування. У LSTM-мережі є чотири шари, що взаємодіють особливим чином. (рис. 2.16)

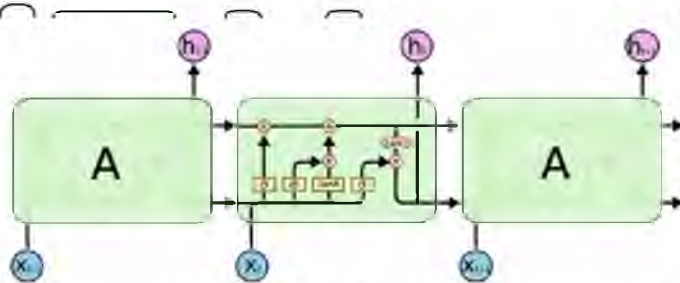
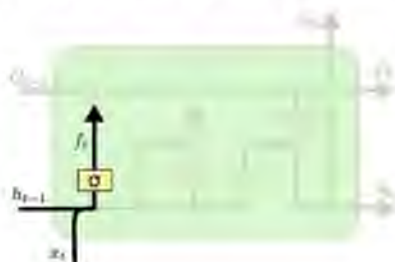


Рисунок 2.16 – Модуль, що повторюється, в LSTM та містить чотири взаємодіючі шари

На наведеній вище діаграмі кожен рядок переносить цілий вектор, починаючи з виходу одного вузла на входи інших. Рожеві кола представляють крапкові операції, такі як додавання векторів, тоді як у жовтих осередках розміщуються шари нейронної мережі. Об'єднання ліній означає з'єднання, в той час як точка розгалуження означає, що інформація кетіється, а кінці знаходяться в різних місцях.

Першим кроком у нашій LSTM є рішення, яку інформацію ми збираємось витягти зі стану осередку. Це рішення приймається сигмоїдним шаром і виконується відповідно до наведеної нижче діаграми



$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

Рисунок 2.17 – Вилучення інформації зі стану комірки

Наступний крок – рішення, яку нову інформацію ми збираємось зберігати в стані/осередку. Цей крок має дві частини. По-перше, сигмоїдний шар, званий «вхідний шар», вирішує, які значення ми оновлюватимемо.

Потім шар «tanh» створює вектор нових значень кандидата \tilde{C}_t , який може бути доданий до поточного стану. На наступному кроці ми об'єднаємо ці два, щоб створити оновлення стану відповідно до наведеної нижче діаграми.

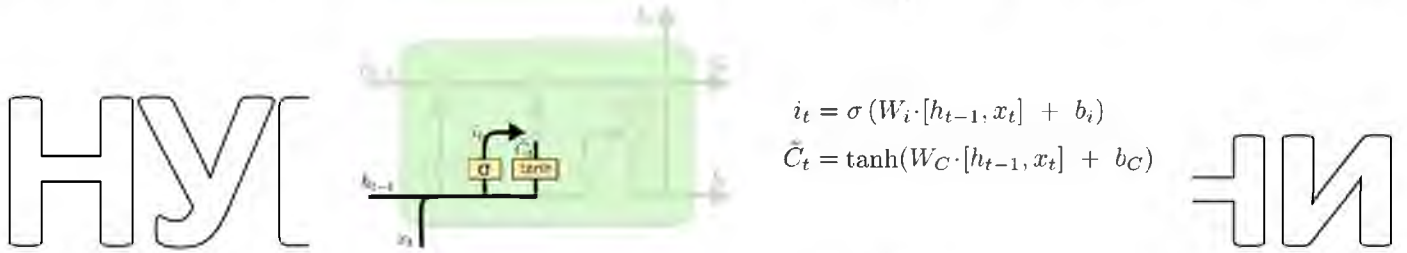


Рисунок 2.18 – Зберігання інформації в стані комірки

Тепер настає етап, коли потрібно оновити старий стан комірки \tilde{C}_{t-1} , перетворивши його на новий стан \tilde{C}_t .

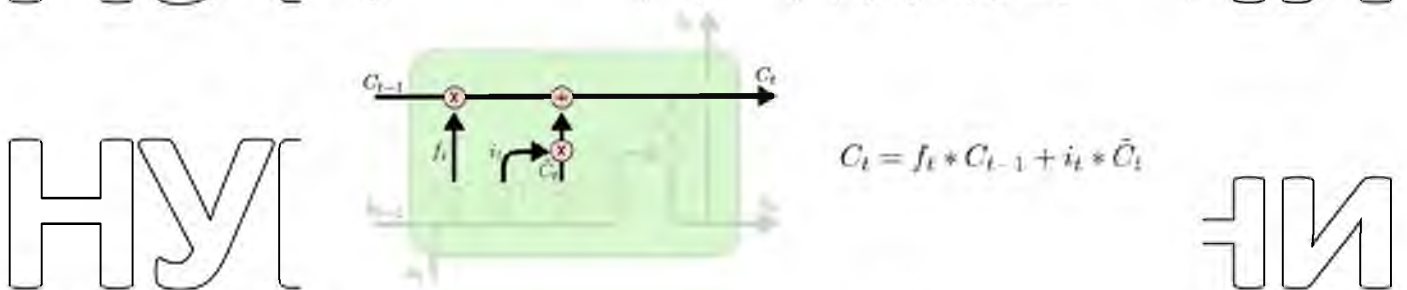


Рисунок 2.19 – Оновлення старого стану комірки

Нарешті, нам потрібно вирішити, що ми виводитимемо. Цей висновок буде заснований на нашому стані комірки, але буде відфільтрованою версією.

Спочатку ми запускаємо сигмоїдний шар, який вирішує, які частини стану комірки ми збираємось виводити.

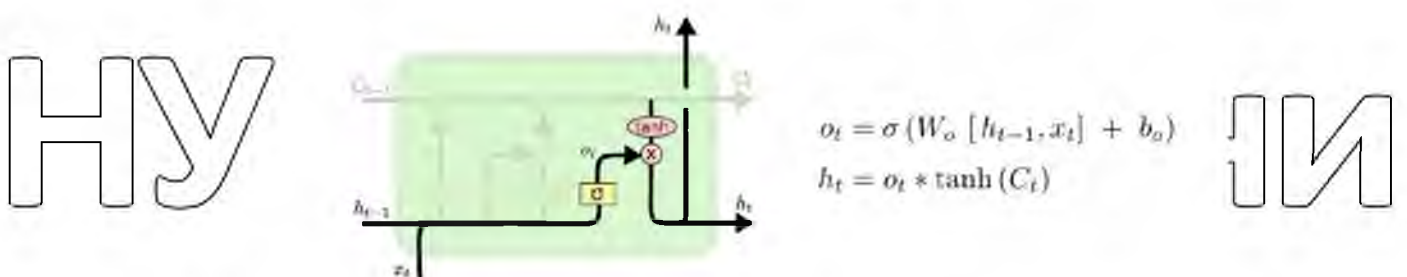


Рисунок 2.20 – Виведення стану комірки

де h – виведення прихованого шару, а x – вхідний сигнал мережі. Припустимо, що вагові коефіцієнти W_i, W_o є постійними і W_i, W_o отримані з адаптивного алгоритму управління. Закон управління визначається як:

$$U = W_f h_t + k_s. \quad (2.27)$$

2.3.5. Результати застосування LSTM для керування роботом

Як було сказано вище, нейронна мережа LSTM має пам'ять, щоб запам'ятовувати попередні ситуації. Цей підхід був реалізований на роботі SCARA, моделювання якого було розглянуто вище, і помилка по положенню показана на рис. 2.21. Результати показують, що робот може вчитися автономно та покращити ефективність управління на основі попередніх результатів. Це відкриває нові горизонти для створення інтелектуальних роботів.

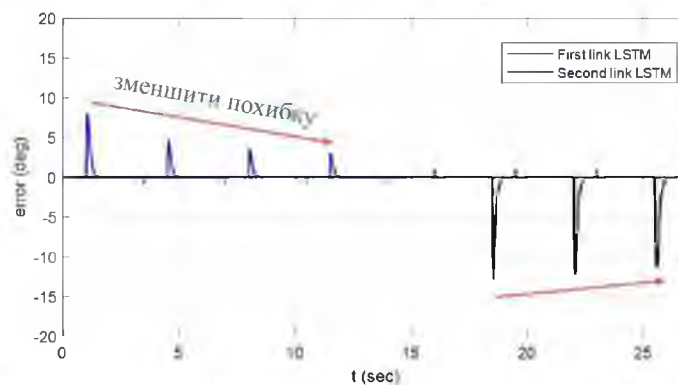


Рисунок 2.21 – Помилка роботи робота під час використання мережі LSTM. Це показує, що мережа LSTM може навчатися, запам'ятовувати попередні ситуації, і вдосконалювати себе.

2.3.6. Результати експерименту

Щоб показати ефективність запропонованого способу управління, проводилися експериментальні дослідження при управлінні положенням реального робота SCARA. Експериментальна установка, елементи якої показані на рис. 2.22, включає два двигуни Махон з редукторами і енкодерами з двома алюмінієвими ланками руки робота.

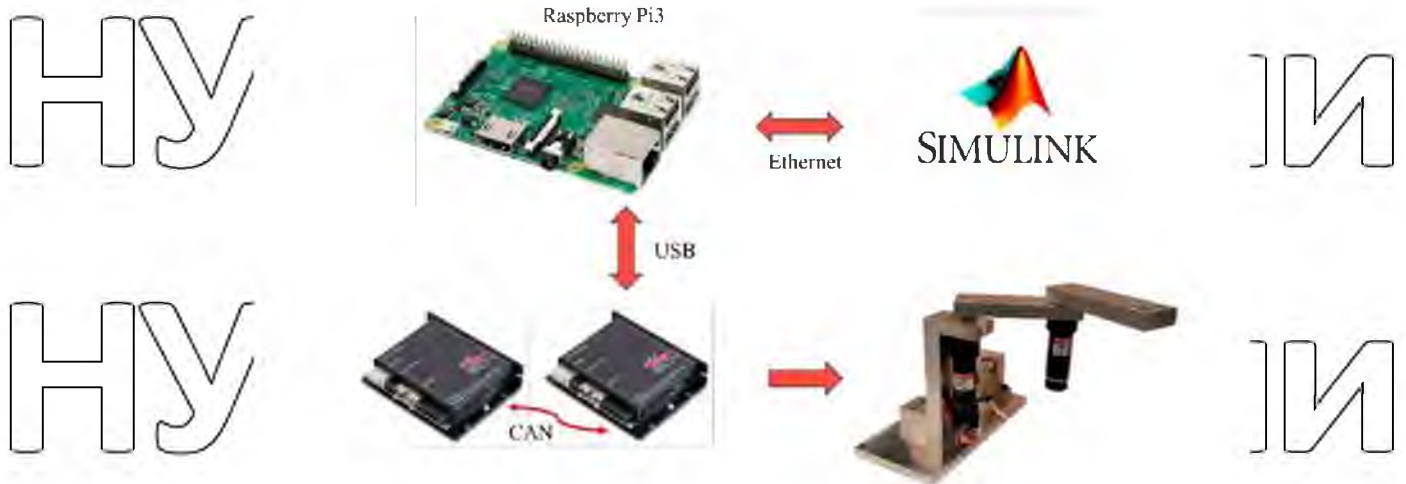


Рисунок 2.22 – Експериментальний стенд для робота SCARA

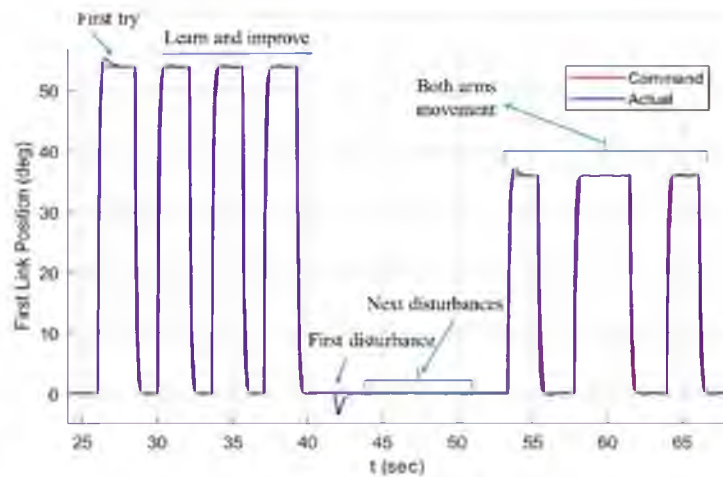
Система управління була реалізована на базі Raspberry Pi3 із частотою обміну в контурі керування 50 Гц.

Перший експеримент – це визначення реакції на ступінчасту дію (не повністю ідеальну) першої та другої ланок маніпулятора, як показано на рис. 2.23 та рис. 2.24. Спочатку перша ланка переміщається, а друга ні. Показано, що після навчання забезпечується відпрацювання зовнішніх збурень. Потім починає рухатися друга ланка, а перша зупиняється.

Після цього обидві ланки переміщуються надаючи динамічні збурення на кожну ланку.

Управління положенням робота під час відпрацювання гармонійного впливу показано на рис. 2.26 та рис. 2.27. Частота та амплітуда впливу змінювалися під час тесту, щоб перевірити здатність системи до відпрацювання змінного вхідного впливу, відстеження адаптивного відгуку управління у різних ситуаціях. Помилки відстеження положення першої та другої ланок робота показані на рис. 2.28, де показано, що контролер може компенсувати збурення ланок за рахунок взаємовпливу.

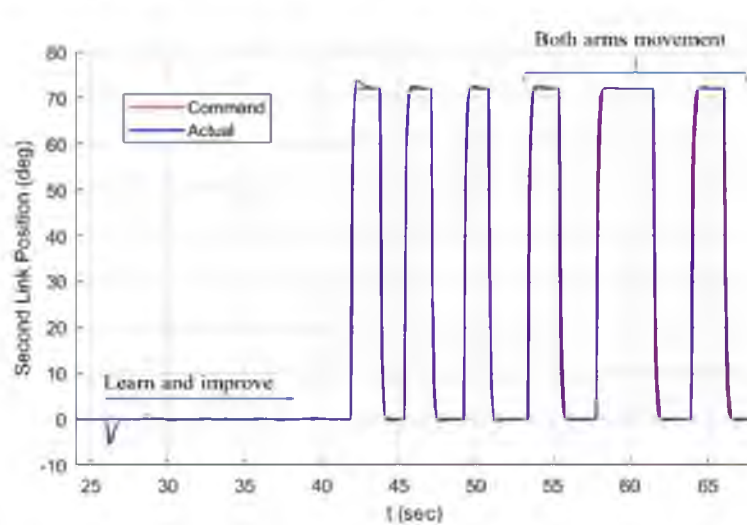
НУБ
НУБ



НИ
НИ

Рисунок 2.23 – Управління першою ланкою

НУ
НУ



НИ
НИ

Рисунок 2.24 – Управління другою ланкою

Для перевірки адекватності використаних математичних моделей проводилося математичне та натурне моделювання з однаковими умовами. В експерименті, через низьку швидкість передачі даних і деякі інші обмеження, швидкість адаптації не може бути дуже великою, тому ці обмеження були також враховані при моделюванні.

Внаслідок чого, очевидно, швидкість адаптації регулятора була зменшена. Поведінка регулятора дуже залежить від початкових умов та попередніх результатів. Насправді регулятор не має виділеної пам'яті та намагається зменшити відфільтровану помилку стеження відповідно до поточних умов. Рис. 2.25 показує, що результати моделювання та експерименту дуже близькі, таким чином математична модель відповідає реальному об'єкту управління.

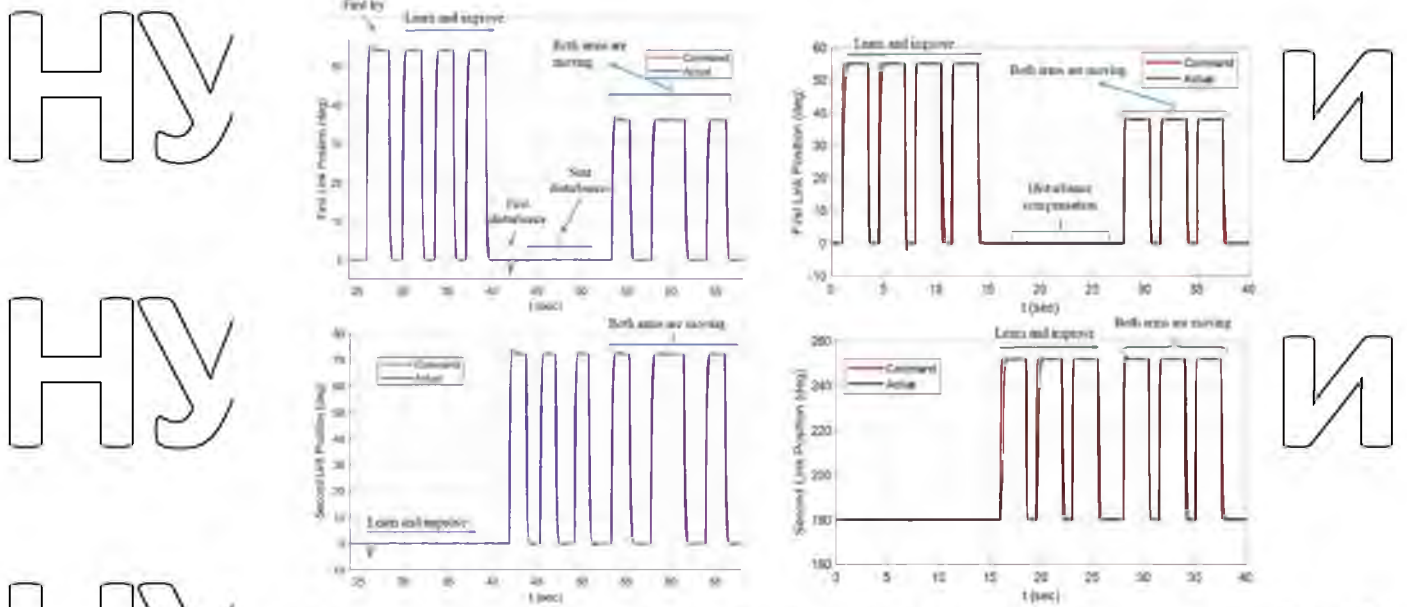


Рисунок 2.25 – Порівняння результатів експерименту і моделювання

З експерименту можна дійти висновку, що завдяки алгоритму онлайн-навчання з адаптивними правилами, запропонований алгоритм управління може оцінювати динаміку робота під час руху, і навіть компенсувати динамічні збурення.

Експериментальні результати доводять також, що запропонований підхід досить стійкий до динамічних збурень, зумовлених взаємовпливом динаміки ланок. При цьому система управління навчається на основі попереднього досвіду та покращує свою роботу. Запропонований спосіб компенсації високочастотних коливань дозволяє практично повністю уникнути цього явища.

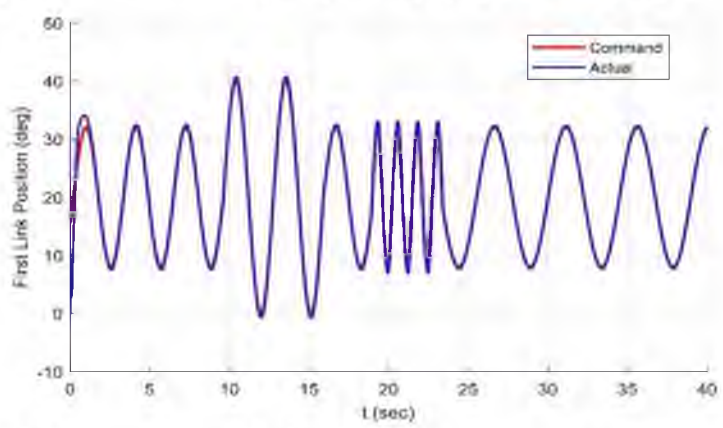
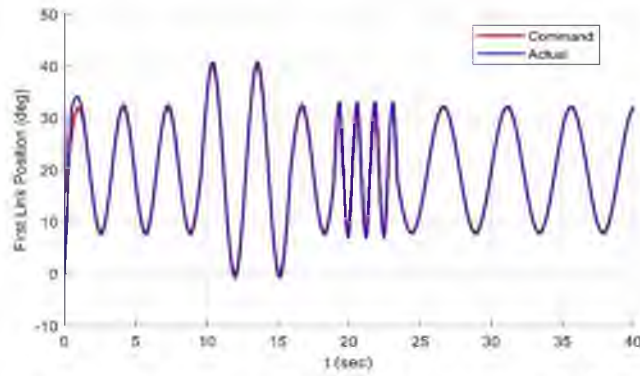


Рисунок 2.26 – Відпрацювання гармонійного сигналу першою ланкою

НУБ

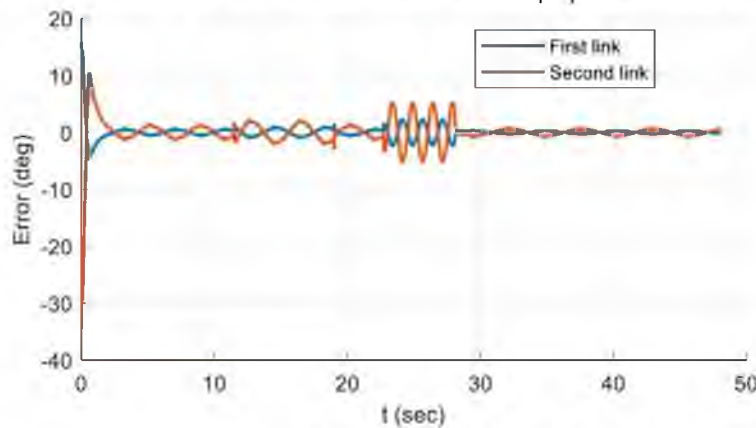


іни

НУБ

Рисунок 2.27 – Відпрацювання гармонійного сигналу другою ланкою

НУ



іни

НУБ

Рисунок 2.28 – Помилки положення ланок при відпрацюванні гармонійного впливу

іни

Експерименти з відпрацюванням гармонійного впливу показують здатність запропонованого управління відстежувати бажаний шлях при досить високих частотах а задовільна помилка вказує на ефективність алгоритму управління навіть у відсутності досить швидкого протскоку зв'язку між контролером і драйвером.

2.3.6.1. Планування траєкторії

У реальних додатках нам потрібно спланувати траєкторію між двома точками. Важливість планування траєкторії полягає в тому, щоб уникнути раптової зміни струму та забезпечити плавний рух робота. У цьому разі траєкторію доцільно планувати за допомогою сплайна – поліноміальної функції 3-го порядку.

іни

У роботі було розроблено пакет у системі MATLAB для планування траєкторії руху маніпулятора залежно від часу початку та закінчення процесу управління та з урахуванням відстані. Ці дані вводяться, як показано на рис. 2.29

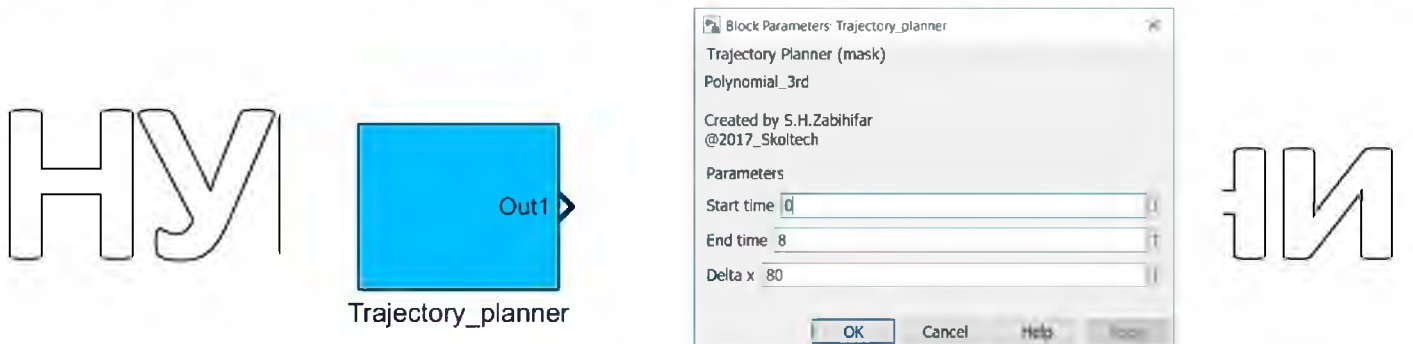


Рисунок 2.29 – MATLAB-Simulink пакет для планування траєкторії. Визначення швидкості та прискорення для початкової та кінцевої точок допомагає визначити коефіцієнти поліноміальної функції [6]. Траєкторія була розроблена для робота SCARA, який моделюється, та закону управління, що був застосований до нього. Рис. 2.30 показує траєкторію стеження робота у площині $x-y$. Помилка відстеження показана на рис. 2.31.

Траєкторії та керуючі сигнали кожної ланки показані на рис. 2.32 та рис. 2.33 відповідно.

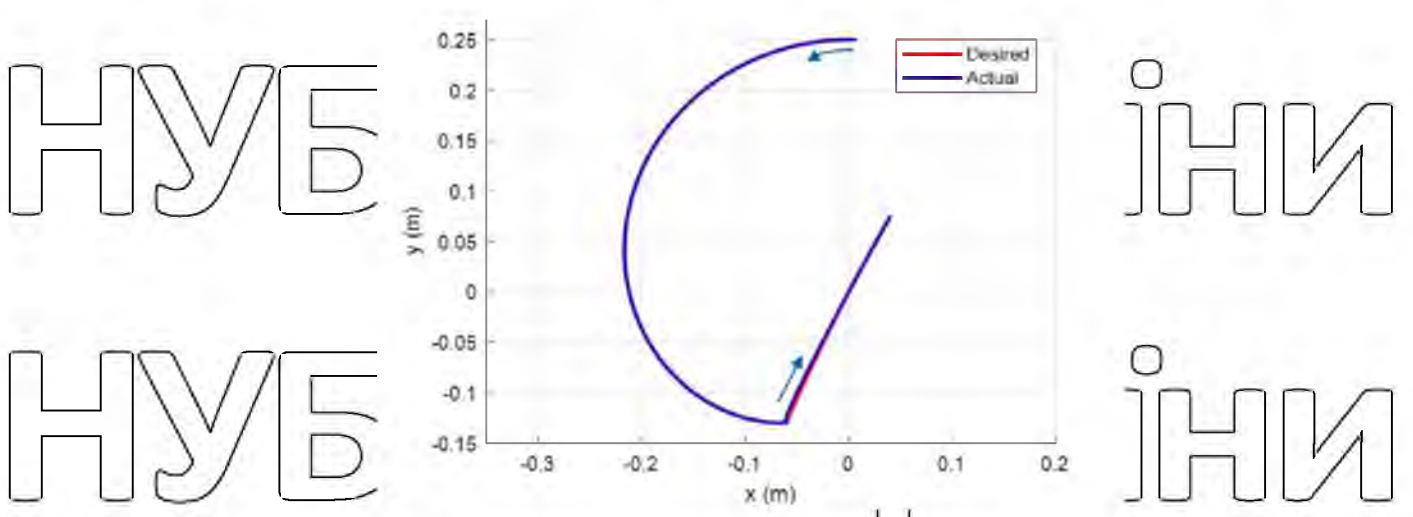


Рисунок 2.30 – Відпрацювання заданої траєкторії у площині $x-y$

НУБІП України

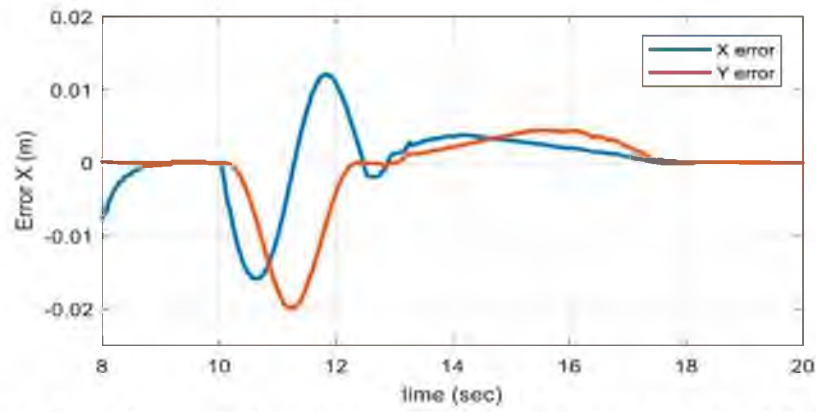


Рисунок 2.31 – Похибки у зміні координат

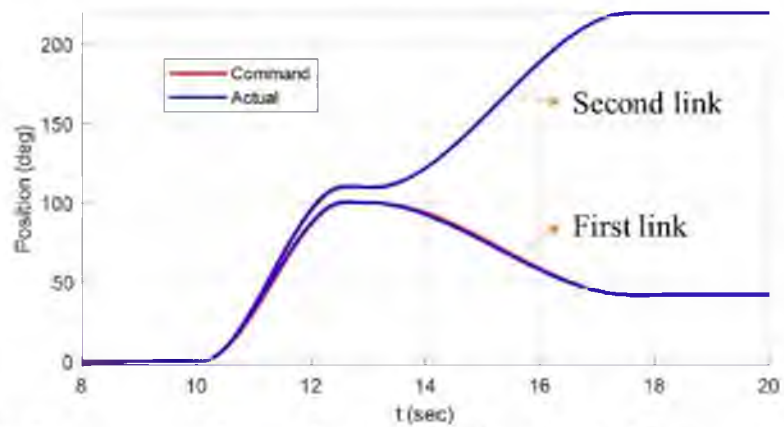


Рисунок 2.32 – Траєкторія відстеження для першої та другої ланок

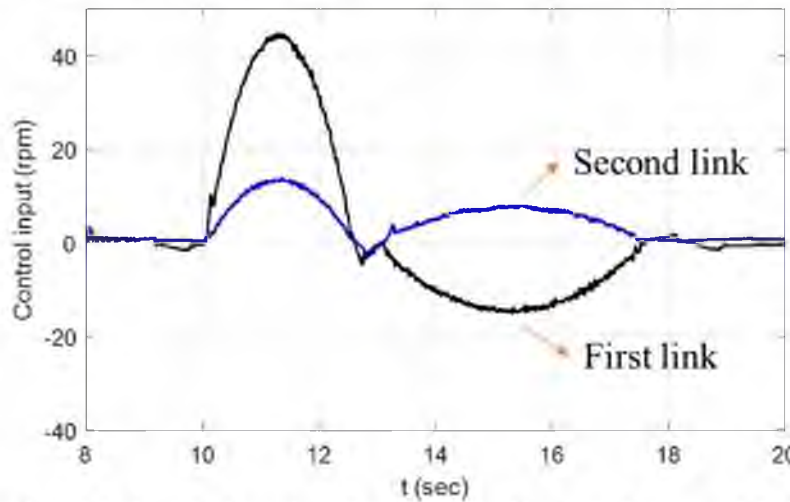


Рисунок 2.33 – Управляючі сигнали під час відстеження траєкторії

РОЗДІЛ 3 ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДУ ANNSMC ДЛЯ КЕРУВАННЯ РОБОТОТЕХНІЧНИМИ СИСТЕМАМИ

Мета цього розділу – показати, що розроблені способи керування за допомогою адаптивних нейромереж можуть бути використані не тільки для керування маніпуляторами, але і для робототехнічних систем іншого типу. У роботі пропонується вирішення проблеми управління квадрокоптером за допомогою нейромережевого регулятора.

Розглядається метод управління, що базується на адаптивному алгоритмі налаштування нейронної мережі. Ще раз підкреслимо, що запропонований метод дозволяє керувати системою без апріорної інформації про параметри динамічної моделі керованого об'єкта, яка в даному випадку досить складна, а також про зовнішні збурюючі впливи. Для визначення оптимальних вагових множників нейронної мережі, як і вище, застосовуються адаптивні алгоритми, що забезпечують налаштування мережі в процесі її роботи. За допомогою методу Ляпунова доведено стійкість системи управління. Запропонований спосіб управління показав хороші результати при моделюванні системи управління, що включає нейромережевий регулятор та динамічну модель квадрокоптера у середовищі MATLAB.

В даний час неухильно зростає інтерес до використання безпілотних мультироторних літальних апаратів (БПЛА), призначених для широкого спектра завдань, в основному через простоту конструкції та високу вантажопідйомність, у порівнянні з класичними варіантами вертольотів.

На жаль, вирішення завдання управління мультикоптерами ускладнюється через суттєву нелінійність та дію зовнішніх збурень. Найбільш поширені ПІД-регулятори, а також лінійно-квадратичні регулятори недостатньо добре справляються з цим завданням [9-14].

Виникає необхідність оперативного підстроювання ПД-коефіцієнтів регуляторів у процесі роботи, або повного перенастроювання у випадках зміни параметрів об'єкта управління.

У цій роботі представлений метод управління квадрокоптером за допомогою нейромережевого регулятора, який не передбачає знання апріорної інформації про динаміку об'єкта та про зовнішні збурення. Нейронні мережі апроксимують основний керуючий сигнал, що дозволяє системі рухатися поблизу поверхні ковзання, а також коригуючий керуючий сигнал, що згладжує високочастотне тремтіння (чаттер).

3.1. Динаміка квадрокоптера

Квадрокоптер є безпілотним літальним апаратом з чотирма двигунами, закріпленими на кінцях хрестоподібної рами (рис. 3.1). Протилежні двигуни обертаються в різні сторони з метою компенсації зміни моментів імпульсу один одного. Кожен мотор має вертикальну силу тяги, що відповідає за підйом і маневрування квадрокоптера.

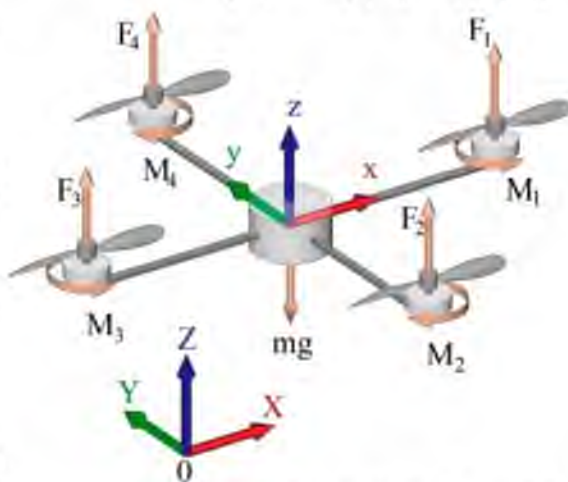


Рисунок 3.1 – Розрахункова модель квадрокоптера

Використовуючи кути Ейлера та другий закон Ньютона, ми можемо визначити рівняння динаміки як:

$$\begin{aligned} \ddot{\varphi} &= \frac{U_{\varphi}(t)}{I_x} + \frac{I_y - I_x}{I_x} \dot{\psi} \dot{\theta} - \frac{I_r \Omega_r(t)}{I_x} \dot{\theta} - \frac{k_{f\varphi x}}{I_x} \dot{\varphi}^2 + d_{\varphi}; \\ \ddot{\theta} &= \frac{U_{\theta}(t)}{I_y} + \frac{I_x - I_y}{I_y} \dot{\psi} \dot{\varphi} - \frac{I_r \Omega_r(t)}{I_y} \dot{\varphi} - \frac{k_{f\theta y}}{I_y} \dot{\theta}^2 + d_{\theta}; \end{aligned}$$

$$\dot{\psi} = \frac{U_{\psi}(t)}{I_z} + \frac{I_x - I_y}{I_z} \dot{\varphi} \dot{\theta} - \frac{k_{f\psi z}}{I_z} \dot{\psi}^2 + d_{\psi}; \quad (3.1)$$

$$\begin{aligned} \ddot{x} &= \frac{(C_{\psi} S_{\theta} C_{\varphi} + S_{\psi} S_{\varphi})}{m} \frac{k_{fx}}{m} x + d_x; \\ \ddot{y} &= \frac{(S_{\psi} S_{\theta} C_{\varphi} + C_{\psi} S_{\varphi})}{m} \frac{k_{fy}}{m} y + d_y; \end{aligned}$$

$$\ddot{z} = \frac{C_{\theta} C_{\varphi} U_1(t)}{m} - \frac{k_{fz}}{m} z + d_z;$$

де m – маса квадрокоптера; I_r – сума моментів інерції роторів, взятих відносно осі z ; I_x, I_y, I_z – моменти інерції відносно головних осей; k_{fx}, k_{fy}, k_{fz} –

коефіцієнти аеродинамічного опору переміщенню; $k_{f\varphi x}, k_{f\theta y}, k_{f\psi z}$ – коефіцієнти

аеродинамічного опору обертанню; φ, θ, ψ – крен, тангаж і нішпорення; x, y, z –

координати центру мас; $d_x, d_y, d_z, d_{\varphi}, d_{\theta}, d_{\psi}$ – зовнішні збурення по

координатах (наприклад, вітер); $\Omega_r = \sum_{i=1}^4 (-1)^{i+1} \omega_i$, ω_i – кутова швидкість i -го

двигуна.

Існує три види руху квадрокоптера: 1) підйом-спуск досягається одночасним збільшенням та зменшенням сили тяги моторів; 2) тангаж як

результат різниці сили тяги переднього та заднього моторів, аналогічно крен; 3)

нішпорення досягається за допомогою різниці у швидкості моторів, що різноіменно обертаються, виходячи з теореми про збереження кінетичного моменту механічної системи.

Управляючі сигнали щодо кутових швидкостей моторів, що враховують

три можливі види руху, визначаються наступним чином:

НУБІП УКРАЇНИ

$$\begin{bmatrix} U_1(t) \\ U_\varphi(t) \\ U_\theta(t) \\ U_\psi(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_p & k_p & k_p & k_p \\ 0 & -k_p & 0 & k_p \\ -k_p & 0 & k_p & 0 \\ k_d & -k_d & k_d & -k_d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_1^2 \\ \omega_2^2 \\ \omega_3^2 \\ \omega_4^2 \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

де k_p – коефіцієнт тяги; k_d – моментний коефіцієнт. Одним із основних режимів управління квадрокоптером є рух траєкторією.

Розглядаючи рівняння динаміки системи (3.1), зауважимо, що у переносному русі системи керуючими сигналами для переміщення центру мас у нерухомій системі координат $OXYZ$ є:

$$\begin{aligned} U_x(t) &= (C_\psi S_\theta C_\varphi + S_\psi S_\varphi) U_1(t); \\ U_y(t) &= (S_\psi S_\theta C_\varphi + C_\psi S_\varphi) U_1(t); \\ U_z(t) &= C_\theta C_\varphi U_1(t), \end{aligned} \quad (3.3)$$

де $S_i = \sin(i)$, $C_i = \cos(i)$.

Бажану траєкторію переносного руху визначають параметри φ , θ та $U_1(t)$. Виразимо рівняння бажаних крену та тангажу з (3.3):

$$\varphi_d = \arcsin \left(\frac{U_x(t) S_{\psi d} - U_y(t) C_{\psi d}}{\sqrt{U_x^2(t) + U_y^2(t) + U_z^2(t)}} \right); \quad (3.4)$$

$$\theta_d = \arctan \left(\frac{U_x(t) C_{\psi d} - U_y(t) S_{\psi d}}{U_z(t)} \right)$$

де i_d – бажані параметри руху; $S_{\psi d} = \sin(\psi_d)$, $C_{\psi d} = \cos(\psi_d)$

3.2. Постановка задачі

У загальному випадку, динамічна модель квадрокоптера у формі Ейлера-Лагранжа записується як:

$$M(q)\ddot{q} + V_m(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) + F(\dot{q}) = U, \quad (3.5)$$

де $M(q)$ – матриця інерції; $V_m(q, \dot{q})\dot{q}$ – матриця коріолісових та доцентрових сил;

$G(q)$ – вектор гравітації; $F(\dot{q})$ – вектор сил аеродинамічного опору; U – вектор керуючих сил.

Розглянемо режим руху по траєкторії та орієнтації у просторі.
 Визначимо поточну помилку як $e = q_d - q$, де q_d – вектор бажаних координат, а q – вектор поточних координат.

Задамо поверхню ковзання, перетворивши помилку лінійним фільтром $S(t)$:

$$\dot{S} = -\lambda e, \quad (3.6)$$

де $\lambda > 0$ – діагональна матриця, що представляє нахил поверхні ковзання.

При русі системи вздовж поверхні ковзання у фазовій площині помилка S та її похідна прагнуть нуля.
 Рівняння динаміки квадрокоптера у термінах перетвореної помилки S може бути записано як:

$$M\dot{S} = -V_m S + f(x) - U, \quad (3.7)$$

де $f(x)$ – невідома функція, що визначається динамікою квадрокоптера:

$$f(x) = M(q)(\ddot{q}_d + \lambda \dot{e}) + V(q, \dot{q})(\dot{q}_d + \lambda e) + F(\dot{q}) + G(q). \quad (3.8)$$

Відповідно до універсальної теореми апроксимації, штучна нейронна мережа з одним прихованим шаром може апроксимувати будь-яку нелінійну, безперервну, невідому функцію з будь-якою точністю [5]. Виходячи з даного твердження, введемо двошарову нейронну мережу із сигмоїдальною активаційною функцією нейронів прихованого шару для апроксимації функції $f(x)$, яка описується співвідношенням:

$$f(x) = W^T \sigma(V^T x) + \varepsilon, \quad (3.9)$$

де W, V – матриці невідомих вагових множників, при обмеженні, накладеному на помилку апроксимації.

3.3. Синтез регулятора

Під час руху системи вздовж поверхні ковзання виникає ефект високочастотного тремтіння, який негативно впливає на якість слідування бажаною траєкторією руху. Так само, як і в розділі 2, введемо другу нейронну

мережу для усунення даного ефекту – коригуючу. Структура нейромережевого регулятора, що складається з основної та коректуючої нейронних мереж, представлена на рис. 3.2.

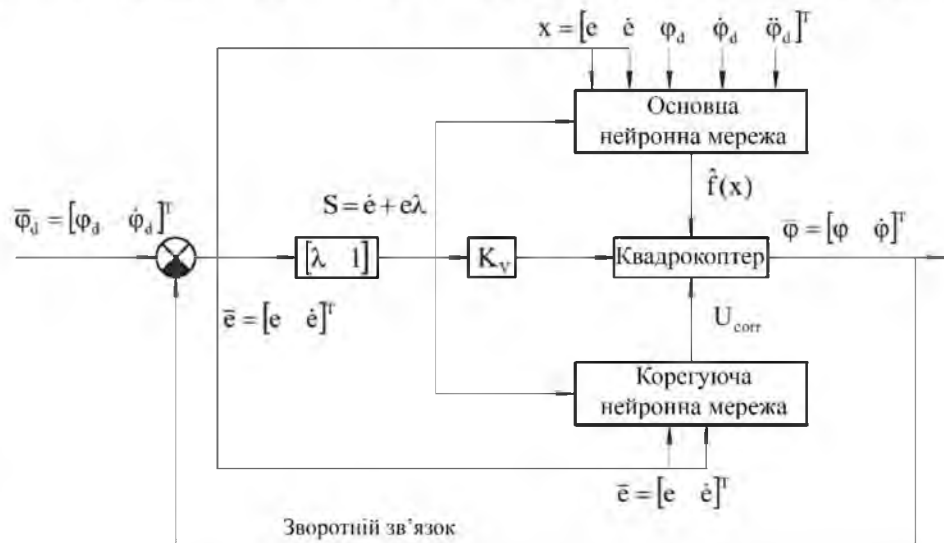


Рисунок 3.2 – Структура нейромережевого регулятора

Представимо керуючий сигнал у вигляді двох доданків:

$$U = U^* + U_{cor}, \quad (3.10)$$

де U^* – основний керуючий сигнал для руху системи в безпосередній близькості від поверхні ковзання; U_{cor} – коригувальний сигнал.

Виберемо основний сигнал у вигляді [4]:

$$U^* = \hat{W}^T \sigma(\hat{V}^T x) + K_v S. \quad (3.11)$$

Коригуючий сигнал керування введений для згладжування ефекту високочастотного тремтіння біля поверхні ковзання, і має в основі безперервну функцію $P(\cdot)$:

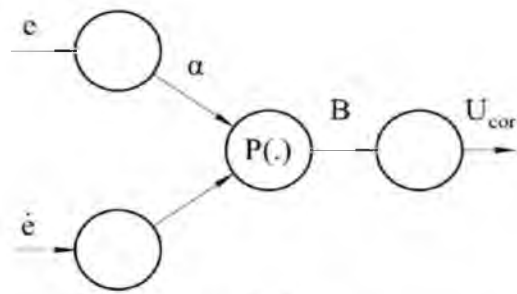
$$P(x) = \frac{1 - e^{-2x}}{1 + e^{-2x}}, \quad (3.12)$$

Тоді ідеальний коригувальний сигнал керування:

$$U_{cor}^* = B^* P(S^*), \quad (3.13)$$

де S^* – лінійна комбінація \dot{e} та e . Друга нейронна мережа повинна бути додана до схеми для апроксимації U_{cor}^* (рис. 3.3).

НУБІ



їни

НУБІП України

Рисунок 3.3 – Структура коригуючої нейронної мережі
 Вихід цієї мережі

$$U_{cor}^* = BP(\alpha^T x^e) + \epsilon_e \quad (3.14)$$

де вагові множники B та α – ідеальні ваги вихідного та прихованого шару мережі.

НУБІП України

3.4. Експериментальне дослідження

У ході дослідження в середовищі MATLAB була створена модель квадрокоптера відповідно до рівнянь динаміки, а також регулятор для трьох кутів (крен, тангаж та нишпорення). Регулятор складається з нейронної мережі для апроксимації основних сигналів (7 нейронів у прихованому шарі), а також трьох нейронних мереж для апроксимації коригуючих керуючих сигналів (по одній на вісь).

НУБІП України

Зовнішні збурення – $\sin(t) + 3$; час моделювання – 20 с.

НУБІП України

Деякі результати моделювання наведені нижче. На рис. 3.4 наведено рух квадрокоптера по вузлу крену, що практично збігається із заданим у формі періодичної функції. На рис. 3.5 показаний процес самоналаштування нейромережевого регулятора. Видно, що час налаштування становить не вище двох секунд.

НУБІП України

НУБІП України

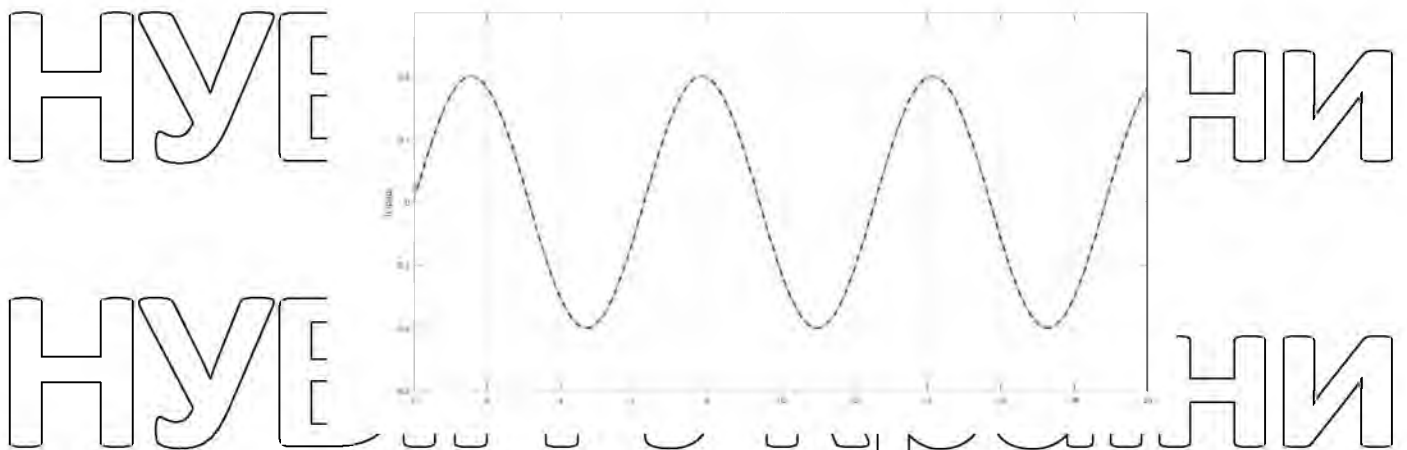


Рисунок 3.4 – Крен: штрихова лінія – φ_d , суцільна лінія – $\dot{\varphi}$

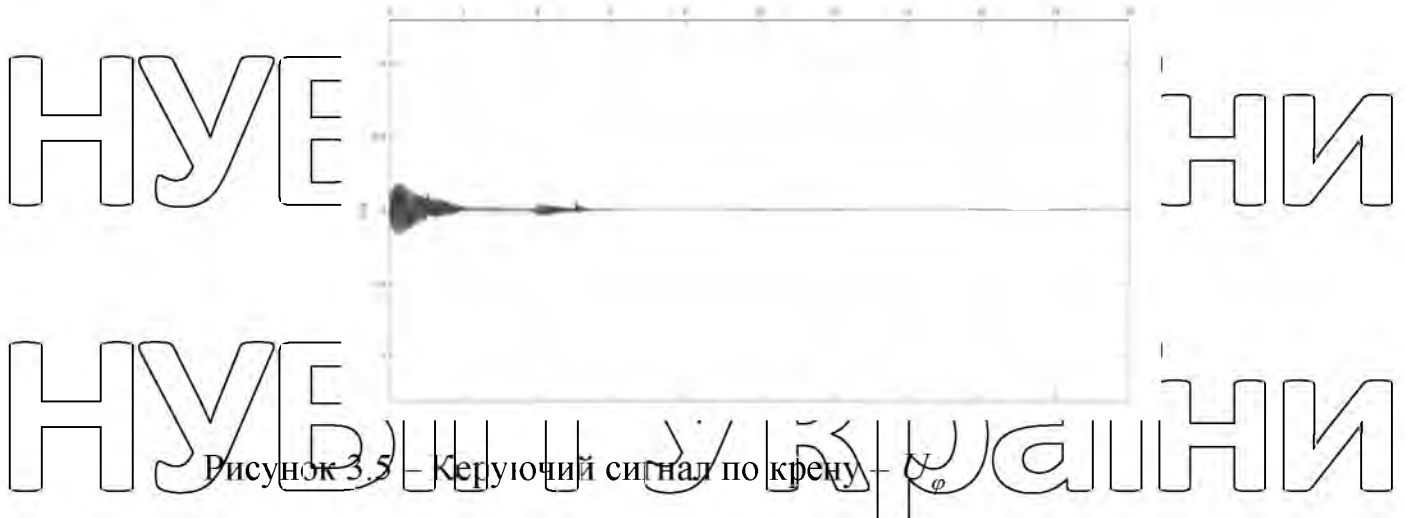


Рисунок 3.5 – Керуючий сигнал по крену

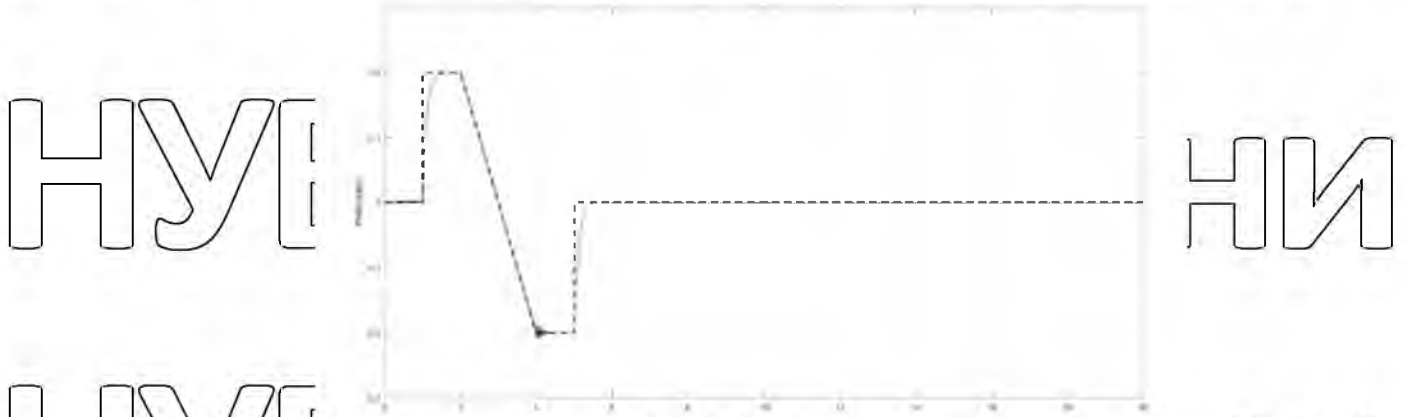


Рисунок 3.6 – Тангаж: штрихова лінія – θ_d , суцільна лінія – $\dot{\theta}$

НУБІП України

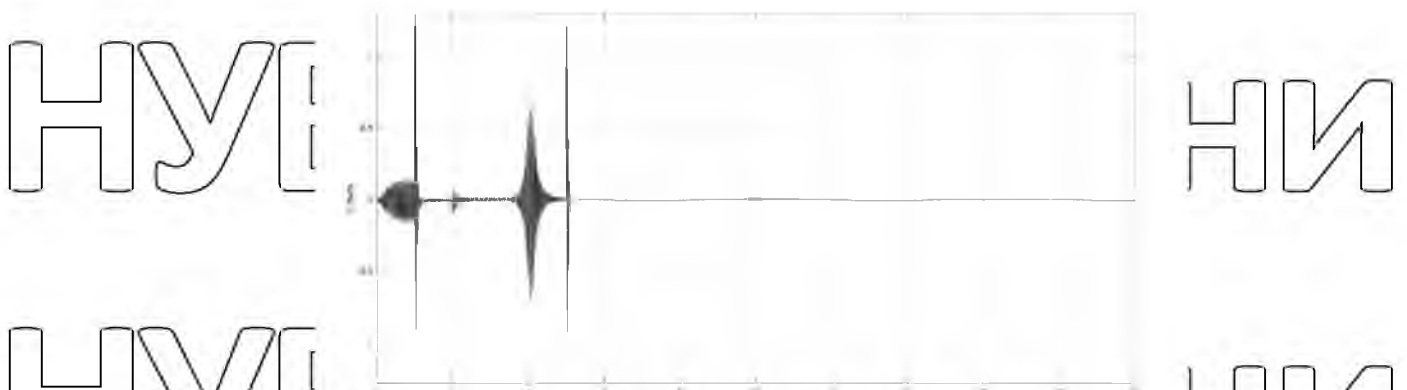


Рисунок 3.7 Керуючий сигнал тангажу u_{ψ}

При різкій зміні бажаного значення кута перерегулювання прагне до нуля.

Під час різкої зміни бажаного значення кута виникають значні викиди керуючого впливу – потенційно небезпечно для системи управління

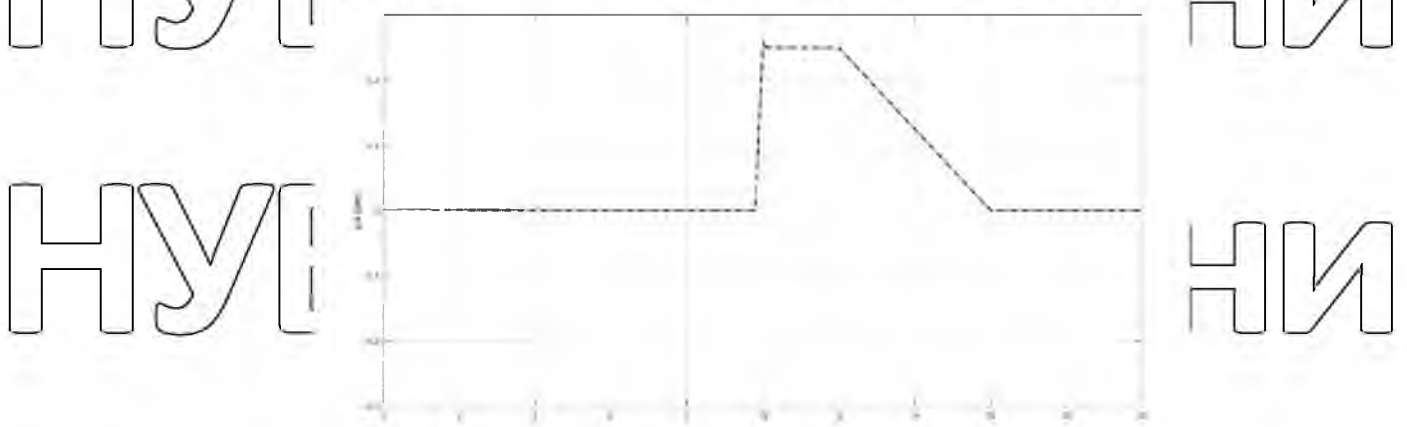


Рисунок 3.8 Нищення інтрихова лінія – ψ_d , суцільна лінія – ψ

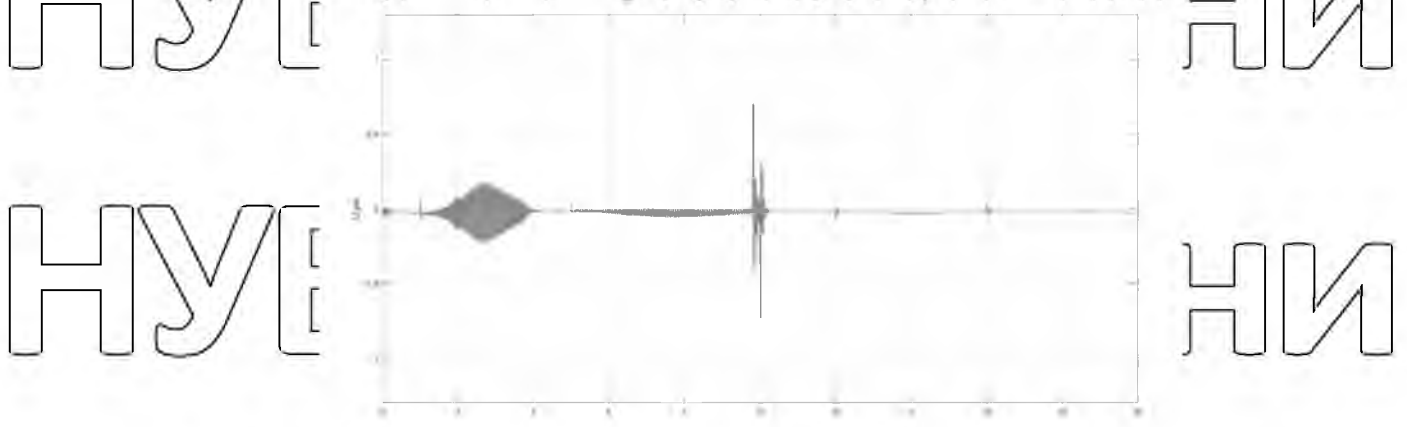


Рисунок 3.9 Керуючий сигнал по нищенню – U_{ψ}

Хороша якість слідування дійсного значення кута бажаному закону зміни.

Траєкторія центру мас при одночасному завданні трьох кутів орієнтації згідно з бажаними законами зміни показана на рис. 3.10

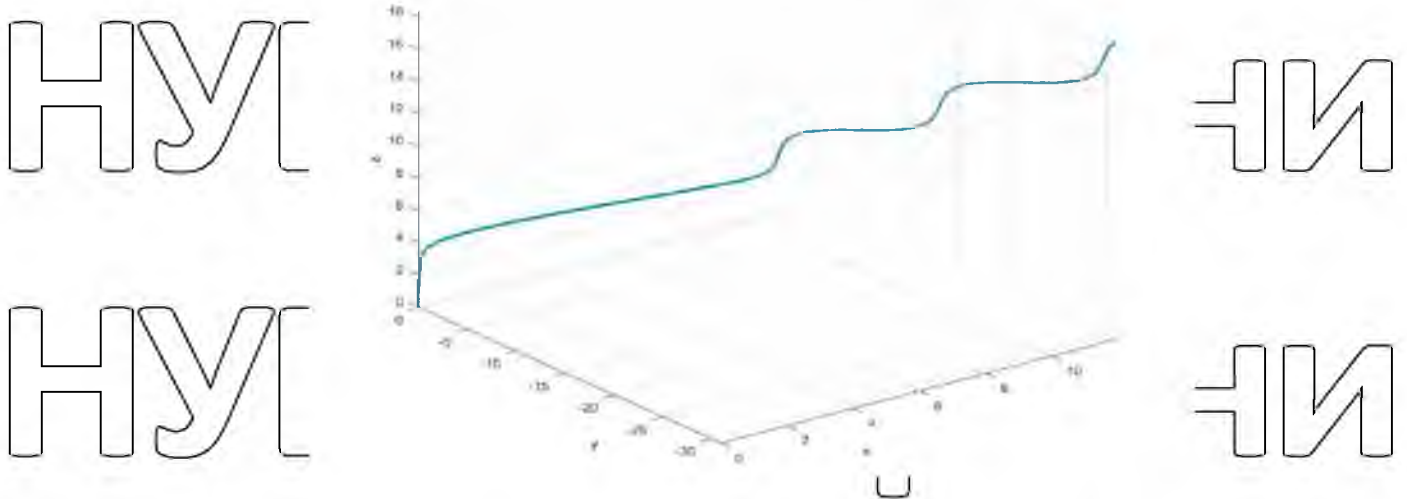


Рисунок 3.10 – Координати центру мас під час руху заданою траєкторією

Щоб перевірити робастність алгоритму управління, до квадрокоптера потрібно докласти деяких збурень, наприклад, білий шум. Він може імітувати втручання навантаження як зовнішнє збурення, що діє на квадрокоптер. Стійкість системи було підтверджено під час експерименту. Таким чином було показано, що пропонований підхід забезпечує стійкість системи управління робота і компенсувати збурення (рис. 3.11 – 3.16)

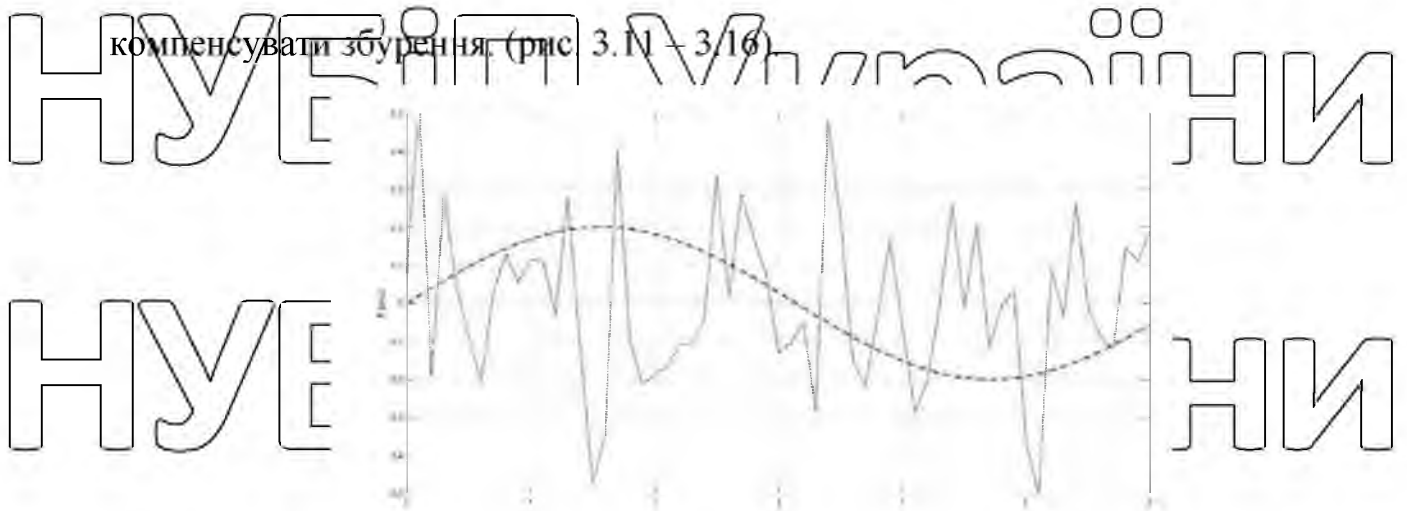


Рисунок 3.11 Штрихова лінія – φ_z , суцільна лінія – $\varphi_{\text{бл}}^{\text{шум}}$, пунктирна лінія – білий шум

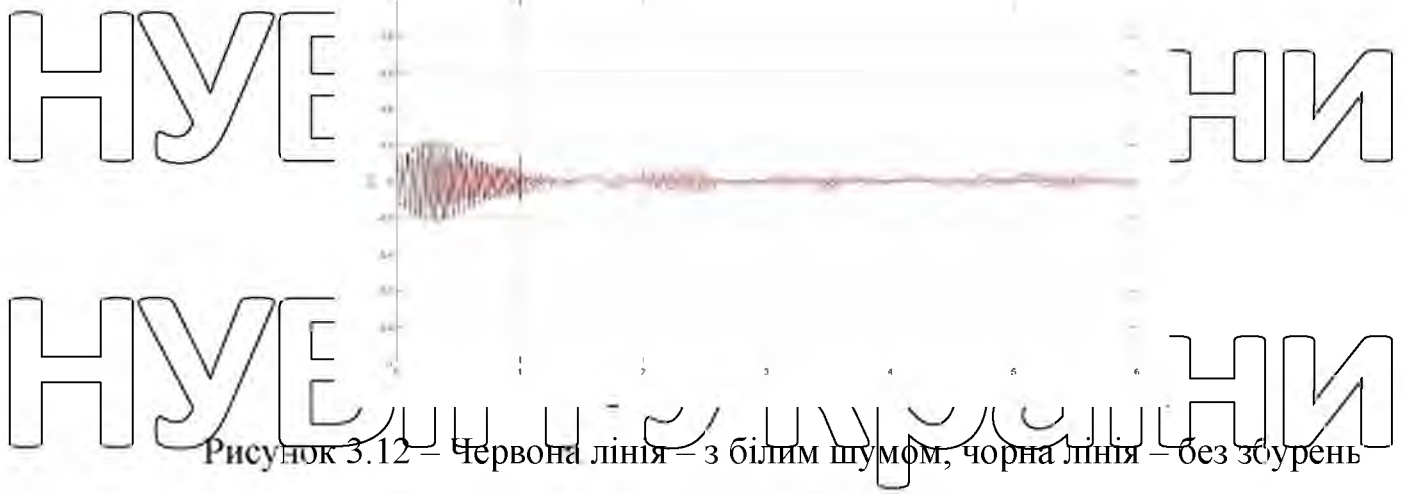


Рисунок 3.12 – Червона лінія – з білим шумом, чорна лінія – без збурень

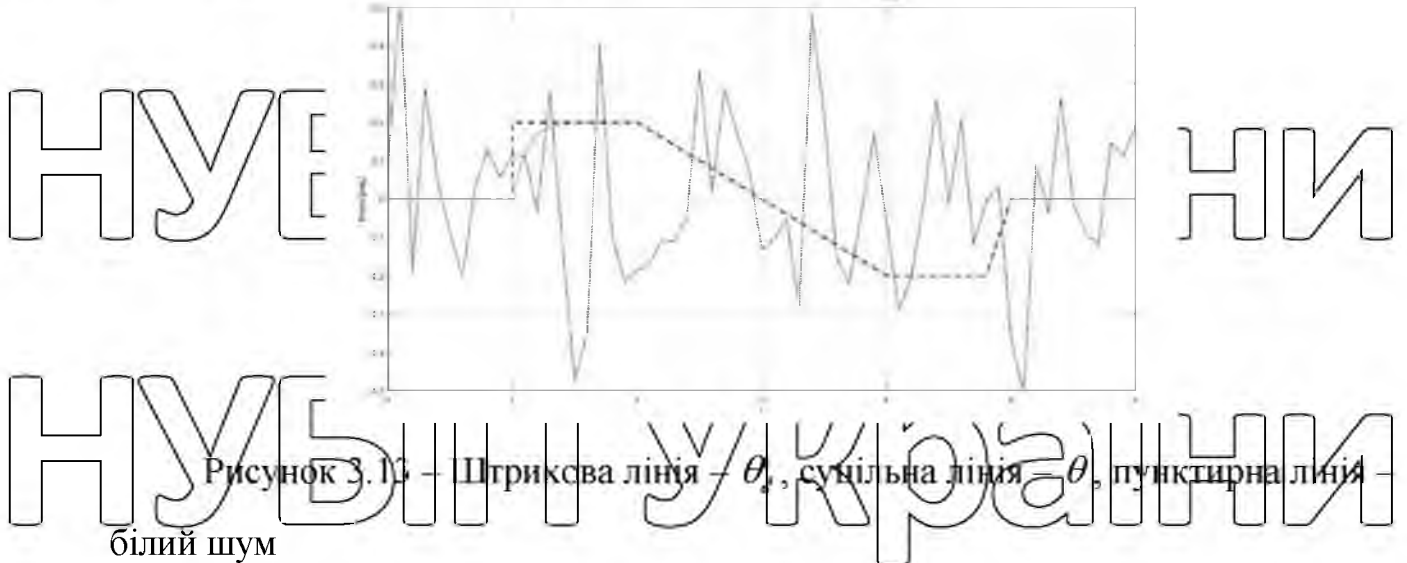


Рисунок 3.13 – Штрихова лінія – θ_1 , суцільна лінія – θ_2 , пунктирна лінія – білий шум

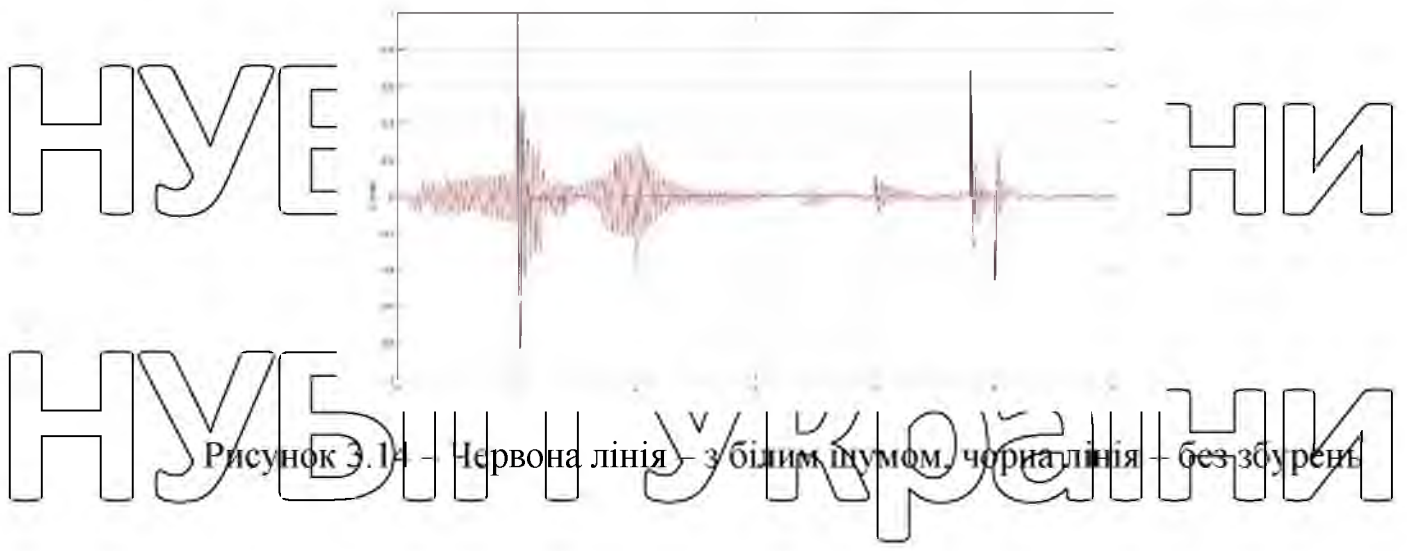


Рисунок 3.14 – Червона лінія – з білим шумом, чорна лінія – без збурень

НУБІП УКРАЇНИ

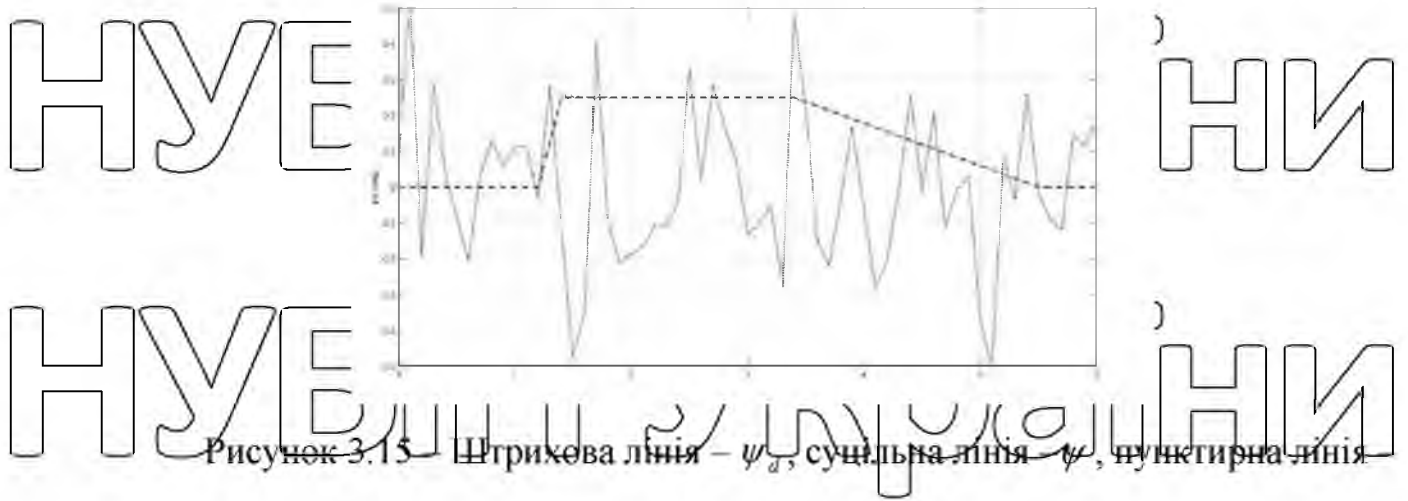


Рисунок 3.15 – Штрихова лінія – ψ_a , суцільна лінія – ψ , пунктирна лінія

білий шум

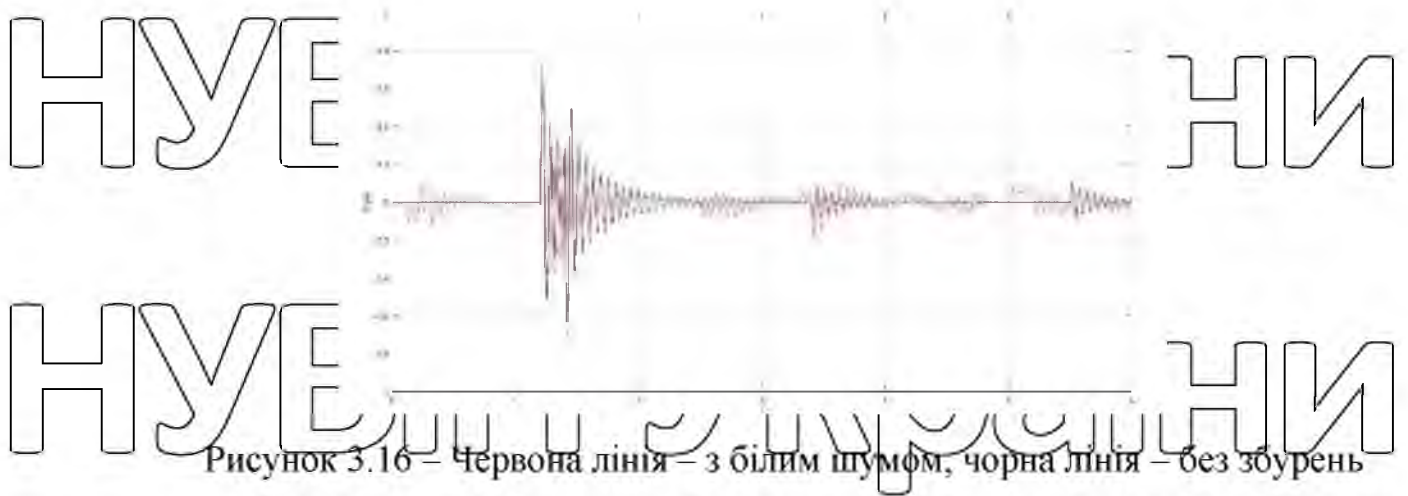


Рисунок 3.16 – Червона лінія – з білим шумом, чорна лінія – без збурень

У результаті моделювання поведінки системи показано ефективність запропонованого методу управління. Кожен з кутів орієнтації в просторі (крен, тангаж і нищпорення) є бажаною траєкторією з високою точністю.

У цьому розділі розглядається система управління квадрокоптером в режимі ковзання, заснована на подвійному нейромережевому регуляторі.

Основна нейронна мережа являє собою МІМО-систему, що апроксимує керуючий сигнал для руху системи в безпосередній близькості від поверхні ковзання. Допоміжна нейронна мережа апроксимує керуючий сигнал, що коригує, необхідний для згладжування ефекту високочастотного тремтіння біля поверхні ковзання. Пропонований метод дозволяє керувати системою без

апріорної інформації про параметри динамічної моделі об'єкта, що керується. Стійкість руху системи на сколищі поверхні ковзання доведено з допомогою методу Ляпунова.

За результатами моделювання динамічної моделі квадрокоптера з нейронмережовим регулятором і в середовищі MATLAB, можна зробити висновок про те, що запропонований спосіб управління забезпечує стійкий рух заданою траєкторією незважаючи на зовнішні збурюючі впливи.

НУБІП України

НУБІП України

НУБІП України

НУБІП України

НУБІП України

НУБІП України

ВИСНОВКИ

НУБІП України

Метою роботи є розробка інтелектуальної системи управління для широкого класу роботів, коли математичний опис динаміки системи заздалегідь невідомий. Вводиться інтегрована система управління з багатоканальним

НУБІП України

входом та багатоканальним виходом (МІМО). Запропоновано подвійну нейронну мережу, яка додається для того, щоб уникнути чаттер. Запропоновано новий алгоритм управління для одночасного управління силою та положенням маніпулятора.

НУБІП України

Було розроблено деякі нові підходи до управління роботом, такі як он-лайн навчання мережі в процесі роботи, а також застосування подвійної нейронної мережі.

НУБІП України

Запропонована нова функція активації, що дозволяє підвищити ефективність управління. Запропонований алгоритм було застосовано для управління дволанковим роботом SCARA, і експериментальні результати підтвердили основні результати дослідження.

НУБІП України

Показано, що запропонований метод є універсальним і може бути застосований для широкого класу робототехнічних систем.

НУБІП України

Результати моделювання та реальних експериментів підтверджують ефективність запропонованого способу керування для складних робототехнічних систем.

НУБІП України

НУБІП України

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Markazi A.H.D, Maadani M, Zabihifar S, Doost-Mohammadi N. Adaptive fuzzy sliding mode control of under-actuated nonlinear systems. Int J Autom Comput. 2018;15:364–76.

2. Ojha A.V, Khandelwal A. Control of non-linear system using backstepping. Int J Res Eng Technol. 2015;606–10.10. B. Lantos L.M. Basic Nonlinear Control Methods [Internet]. Nonlinear Control of Vehicles and Robots. Springer-Verlag London Limited; 2011. 71 p. Available from: <http://www.springer.com/engineering/control/book/978-0-85729-634-4>

3. Gruber P, Balemi S. Overview of non-linear control methods. Swiss Society for Automatic Control; 2010. 1-33 p.

4. Ngo T, Wang Y, Mai T, ... MN-IJ of, 2014 U. Robust adaptive neural-fuzzy network tracking control for robot manipulator. univagora.ro [Internet]. 2012 [cited 2018 Feb 8];7(2):341–52. Available from: <http://www.univagora.ro/jour/index.php/ijcc/article/view/1414>

5. Wai R-J, Chen P-C. Robust Neural-Fuzzy-Network Control for Robot Manipulator Including Actuator Dynamics. IEEE Trans Ind Electron [Internet]. 2006 Jun [cited 2018 Feb 8];53(4):1328–49. Available from: <http://ieeexplore.ieee.org/document/1667950/>

6. Jun Luo, Zhijun L., Aiguo Ming, Shuzhi Sam Ge. Robust Motion/Force Control of Holonomic Constrained Nonholonomic Mobile Manipulators using Hybrid Joints. In: 2006 6th World Congress on Intelligent Control and Automation [Internet]. IEEE; 2006 [cited 2018 Feb 8]. p. 408–12. Available from: <http://ieeexplore.ieee.org/document/1712348/>

7. Young-Kiu Choi, Min-Jung Lee, Sungshin Kim, Young-Chul Kay. Design and implementation of an adaptive neural-network compensator for control systems. IEEE Trans Ind Electron [Internet]. 2001 Apr [cited 2018 Feb 8];48(2):416–23. Available from: <http://ieeexplore.ieee.org/document/915421/>

8. Polycarpou MM. Stable adaptive neural control scheme for nonlinear systems.

IEEE Trans Automat Contr [Internet]. 1996 Mar [cited 2018 Feb 8];41(3):447–51. Available from: <http://ieeexplore.ieee.org/document/486648/>

9. Slotin E. Applied nonlinear control. New jersey: Prentice Hall; 1991. 461 p.

10. Edwards C, Spurgeon SK. Sliding mode control : theory and applications. Taylor & Francis; 1998. 237 p.

11. Fallaha CI, Saad M, Kanaan HY, Al-Haddad K. Sliding-Mode Robot Control With Exponential Reaching Law. IEEE Trans Ind Electron [Internet]. 2011 Feb [cited 2018 Feb 8]; 58(2):600–10. Available from:

<http://ieeexplore.ieee.org/document/5437255/>

12. Park J, Han G, Ahn H. Adaptive approaches on the sliding mode control of robot manipulators. ijcas.org [Internet]. 2001 [cited 2018 Feb 8];3(1):15–20. Available from: <http://ijcas.org/admin/paper/files/7586.pdf>

13. Islam S, Liu X.P. Robust Sliding Mode Control for Robot Manipulators. IEEE Trans Ind Electron [Internet]. 2011 Jun [cited 2018 Feb 8];58(6):2444–53. Available from: <http://ieeexplore.ieee.org/document/5530377/>

14. He W, Ge SS, Li Y, Chew E, Ng YS. Neural Network Control of a Rehabilitation Robot by State and Output Feedback. J Intell Robot Syst [Internet]. 2015 Oct 21 [cited 2018 Feb 8];80(1):15–31. Available from:

<http://link.springer.com/10.1007/s10846-014-0150-6>

15. Li Z, Yang C, & JG-II of R. 2007 U. Neuro-adaptive compliant force/motion control of uncertain constrained wheeled mobile manipulators. search.proquest.com [Internet]. 2007 [cited 2018 Feb 8];22(3):206–14. Available from:

<http://search.proquest.com/openview/359788dcb48c91b17569be238eeb727c/1?pq-origsite=scholar&cbl=42907>

16. Kim Y.H, Lewis F.L. Neural network output/feedback control of robot manipulators. IEEE Trans Robot Autom [Internet]. 1999 Apr [cited 2018 Feb 8];15(2):301–9. Available from: <http://ieeexplore.ieee.org/document/760351/>

17. Li Z, Li J, Kang Y. Adaptive robust coordinated control of multiple mobile manipulators interacting with rigid environments. Automatica [Internet]. 2010 Dec 1

[cited 2018 Feb 8];46(12):2028–34. Available from:
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S005109810003602?via%3Dihub>

18. Van-Cuong P, Nan W.Y. Adaptive trajectory tracking neural network control with robust compensator for robot manipulators. *Neural Comput Appl* [Internet]. 2016;27(2):525–36. Available from: <http://dx.doi.org/10.1007/s00521-015-1873-4>

19. Shuzhi S, Ge, Hang C.C, Woon L.C. Adaptive neural network control of robot manipulators in task space. *IEEE Trans Ind Electron* [Internet]. 1997 [cited 2018 Feb 8];44(6):746–52. Available from: <http://ieeexplore.ieee.org/document/649934/>

20. Tai N.T, Ahn K.K. A RBF neural network sliding mode controller for SMA actuator. *Int J Control Autom Syst* [Internet]. 2010 Dec 8 [cited 2018 Feb 8];8(6):1296–305. Available from: <http://link.springer.com/10.1007/s12555-010-0615-8>

21. Zhihong M, Wu H.R, Palaniswami M. An adaptive tracking controller using neural networks for a class of nonlinear systems. *IEEE Trans Neural Networks* [Internet]. 1998 [cited 2018 Feb 8];9(5):947–55. Available from: <http://ieeexplore.ieee.org/document/712168/>

22. Seshagiri S, Khalil H.K. Output feedback control of nonlinear systems using RBF neural networks. *IEEE Trans Neural Networks* [Internet]. 2000 [cited 2018 Feb 8];11(1):69–79. Available from: <http://ieeexplore.ieee.org/document/822511/>