

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**

*Факультет інформатики та обчислювальної техніки
Кафедра інформаційних систем та технологій*

"На правах рукопису"

УДК 004.8

До захисту допущено

Завідувач кафедри

_____ Олександр РОЛІК

“ _____ ” _____ 20 23 р.

МАГІСТЕРСЬКА ДИСЕРТАЦІЯ

на здобуття ступеня магістра

за освітньо-науковою програмою

«Інформаційні управляючі системи та технології»

зі спеціальності 126 *«Інформаційні системи та технології»*

на тему:

**«Інтелектуальна система керування лабораторним стендом паралельної
структури на основі навчання з підкріпленням»**

Виконала:

студентка VI курсу, групи ІС-11мп

Рудакова Антоніна Андріївна

Керівник:

доцент, к.т.н., доцент,

Шимкович Володимир Миколайович

Рецензент:

доцент, к.т.н., доцент,

Волокита Артем Миколайович

Засвідчую, що у цій магістерській
дисертації немає запозичень з праць
інших авторів без відповідних посилань.
Студентка _____

Київ – 2023 року

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**

Факультет інформатики та обчислювальної техніки

Кафедра інформаційних систем та технологій

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність – 126 «Інформаційні системи та технології»

Освітньо-наукова програма «Інформаційні управляючі системи та технології»

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри

_____ Олександр РОЛІК

«__» _____ 2023 р.

**ЗАВДАННЯ
на магістерську дисертацію студенту**

Рудаковій Антоніні Андріївні

1. Тема дисертації «Інтелектуальна система керування лабораторним стендом паралельної структури на основі навчання з підкріпленням»

науковий керівник дисертації Шимкович Володимир Миколайович, доц. каф. ІСТ, к.т.н., затверджені наказом по університету від «20» березня 2023 р. № 1275-с

2. Строк подання студентом дисертації “ 12 ” травня 2023 р.

3. Об’єкт дослідження: лабораторний стенд паралельної структури

4. Предмет дослідження: інтелектуальні методи та технології систем керування на основі навчання з підкріпленням

5. Перелік завдань, які потрібно розробити: огляд та аналіз існуючих методів керування системами паралельної структури, розробка математичної моделі лабораторного стенду, розробка нейромережевої моделі для лабораторного стенду, розробка інтелектуальної системи керування лабораторним стендом на основі навчання з підкріпленням.

6. Перелік графічного (ілюстративного) матеріалу

Конструкція каркасної установки паралельної структури (ПС). Традиційні методи керування багато привідними установками. Інтелектуальні системи керування багато привідними установками. Інтелектуальна система керування установкою на основі навчання з підкріпленням. Математична модель системи для аналізу роботи транспортного модулю. Модель нейронної мережі з глибоким підкріпленням. Результати моделювання роботи інтелектуальної системи керування установкою

7. Орієнтовний перелік публікацій

Neural Network Model For Laboratory Stand Control System Controller With Parallel Mechanisms / P.Kravets, A. Novatskyi, V. Shymkovych, A. Rudakova. // Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies. – 2023.

Нілова Д. А. Аналіз задач кінематики двохприводного механізму з паралельною структурою / Д. А. Нілова, А. А. Рудакова, Г. В. Рудакова. // Матеріали X Всеукраїнської науково-практичної конференції здобувачів вищої освіти та молодих вчених з автоматичного управління. – 2023. – №10. – С. 49–52.

8. Консультанти розділів дисертації

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв

9. Дата видачі завдання “ 31 ” січня 2023 р.

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Строк виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1	Систематизація результатів огляду літератури	06.02.2023-10.02.2023	
2	Порівняльний аналіз існуючих методів ...	11.02.2023-03.03.2023	
3	Постановка та формалізація математичної моделі задачі	04.03.2023-15.03.2023	
4	Модифікація існуючих методів та підходів	16.03.2023-01.04.2023	
5	Розробка інформаційного та програмного забезпечення	02.04.2023-10.04.2023	
7	Проведення експериментальних досліджень розроблених алгоритмів	11.04.2023-15.04.2023	
8	Оформлення документації	04.04.2023-20.04.2023	
9	Подання роботи на попередній захист	20.04.2023	
10	Подання роботи на основний захист	17.05.2023	

Студент

Антоніна РУДАКОВА

Науковий керівник

Володимир
ШИМКОВИЧ

РЕФЕРАТ

Магістерська дисертація: 108 с., 61 рис., 1 табл., 73 джерел.

Актуальність. Паралельні маніпулятори широко використовуються в багатьох промислових застосуваннях завдяки їх високій точності, вантажопідйомності та жорсткості. Однак контроль цих систем є складним через їх нелінійність і складність. Традиційні системи керування, такі як PID та лінійне керування, мають обмеження щодо обробки динаміки паралельних маніпуляторів, що призводить до зниження продуктивності та стабільності.

Щоб подолати ці обмеження, дослідники запропонували різні стратегії інтелектуального керування, такі як нейронні мережі та нечітка логіка, для паралельних маніпуляторів. Серед цих підходів навчання з підкріпленням стало багатообіцяючим методом контролю паралельних маніпуляторів. Навчання з підкріпленням – це підмножина машинного навчання, яка дозволяє агенту навчатися, взаємодіючи з навколишнім середовищем методом проб і помилок. Агент отримує сигнал винагороди від середовища на основі своїх дій, і його мета полягає в тому, щоб максимізувати сигнал винагороди шляхом вивчення оптимальної політики. Навчання з підкріпленням успішно застосовувалося в різних задачах управління, включаючи робототехніку та управління процесами.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Робота виконувалась на кафедрі інформаційних систем та технологій Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут ім. Ігоря Сікорського» в рамках теми «Інтелектуальна система керування лабораторним стендом з механізмами паралельної структури».

Метою роботи є підвищення ефективності керування лабораторним стендом паралельної структури за рахунок розробки інтелектуальної системи керування на основі навчання з підкріпленням.

Завдання роботи:

– аналіз існуючих методів керування паралельними маніпуляторами;

- розробка інтелектуальної системи керування лабораторним стендом;
- розробка нейромережевої моделі лабораторного стенду;
- розробка алгоритму навчання з підкріпленням;
- моделювання інтелектуальної системи керування лабораторним стендом.

Об’єктом дослідження є лабораторний стенд паралельної структури.

Предметом дослідження є інтелектуальні методи та технології систем керування на основі навчання з підкріпленням.

Наукова новизна даної роботи полягає в запропонованому підході до керування паралельними маніпуляторами за допомогою навчання з підкріпленням, що відрізняється від існуючих запропонованим критерієм підкріплення, що дозволяє підвищити ефективність керування паралельними маніпуляторами.

Практичне значення цієї роботи полягає в тому, що запропонована система може підвищити продуктивність і стабільність лабораторних стендів паралельної структури, які можуть бути застосовані в різних промислових застосуваннях, таких як робототехніка, аерокосмічна промисловість і виробництво.

Публікації. Матеріали роботи за темою «Neural Network Model For Laboratory Stand Control System Controller With Parallel Mechanisms» подано до друку в міжнародний науковий журнал «Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies» в рамках міжнародної наукової конференції «The 6th International Conference on Computer Science, Engineering and Education Applications (ICCSEEA2023)».

БАГАТОПРИВІДНА УСТАНОВКА, МАНІПУЛЯТОР, НЕЙРОННА МЕРЕЖА, ПАРАЛЕЛЬНА СТРУКТУРА, СИСТЕМА КЕРУВАННЯ, НАВЧАННЯ З ПІДКРІПЛЕННЯМ

ABSTRACT

Master's dissertation: 108 p., 61 figs., 1 table, 73 sources.

Relevance. Parallel manipulators are widely used in many industrial applications due to their high accuracy, load capacity, and rigidity. However, controlling these systems is difficult due to their nonlinearity and complexity. Traditional control systems, such as PID and linear control, have limitations in handling the dynamics of parallel manipulators, resulting in reduced performance and stability.

To overcome these limitations, researchers have proposed various intelligent control strategies, such as neural networks and fuzzy logic, for parallel manipulators. Among these approaches, reinforcement learning has emerged as a promising method for controlling parallel manipulators. Reinforcement learning is a subset of machine learning that allows an agent to learn by interacting with its environment through trial and error. The agent receives a reward signal from the environment based on its actions, and its goal is to maximize the reward signal by learning the optimal policy. Reinforcement learning has been successfully applied in a variety of control tasks, including robotics and process control.

Relationship of the work to scientific programs, plans, topics. The work was carried out at the Department of Information Systems and Technologies of the National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute" within the framework of the topic "Intelligent control system for a frame installation with parallel structure mechanisms".

The aim of the work is to improve the efficiency of controlling a laboratory bench with parallel structure by developing an intelligent control system based on reinforcement learning.

Tasks:

- analysis of existing methods for controlling parallel manipulators;
- development of an intelligent control system for the laboratory frame;

- development of a neural network model of the laboratory frame;
- development of a reinforcement learning algorithm;
- modeling of an intelligent control system for a laboratory frame.

The object of research is a laboratory frame with parallel structure.

The subject of research is intelligent methods and technologies of control systems based on reinforcement learning.

The scientific novelty of this work is the proposed approach to controlling parallel manipulators using reinforcement learning, which differs from the existing ones by the proposed reinforcement criterion, which allows to increase the efficiency of controlling parallel manipulators.

The practical significance of this work is that the proposed system can improve the performance and stability of laboratory stands with parallel structure, which can be used in various industrial applications such as robotics, aerospace, and manufacturing.

Publications. The materials of the work on the topic "Neural Network Model For Laboratory Stand Control System Controller With Parallel Mechanisms" were submitted for publication in the international scientific journal "Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies" within the framework of the international scientific conference "The 6th International Conference on Computer Science, Engineering and Education Applications (ICCSEEA2023)".

MULTI-DRIVE UNIT, MANIPULATOR, NEURAL NETWORK,
PARALLEL STRUCTURE, CONTROL SYSTEM, REINFORCEMENT
LEARNING

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ ТА СКОРОЧЕНЬ.....	9
ВСТУП.....	10
1 АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ МЕТОДІВ КЕРУВАННЯ СИСТЕМАМИ ПАРАЛЕЛЬНОЇ СТРУКТУРИ	12
1.1 Опис лабораторного стенду паралельної структури	12
 Н	
У 1.3 Інтелектуальні системи керування багатопривідною установкою	35
Р Висновки до розділу	54
Е	
2 ВИБІР МЕТОДУ КЕРУВАННЯ УСТАНОВКОЮ ПАРАЛЕЛЬНОЇ СТРУКТУРИ	55
Р	
Л Висновки до розділу	61
3 ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА КЕРУВАННЯ ЛАБОРАТОРНИМ СТЕНДОМ НА ОСНОВІ НАВЧАННЯ З ПІДКРІПЛЕННЯМ	62
Висновки до розділу	66
\\	
І	
Н	
У 4.1 Математична модель лабораторного стенду	68
Р 4.2 Математична модель крокового двигуна	69
Е	
Т 4.3 Аналіз робочої зони дво-координатного транспортного модулю	72
Р	
О 4.4 Розробка моделі нейронної мережі	76
Л	
С 4.5 Розробка критерію підкріплення для навчання НМ	77
І	
1 Висновки до розділу	78
Н	
3	
К	
5	
4	
\\	

5 РОЗРОБКА ПРОГРАМНОГО ТА АПАРАТНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ..	79
5.1 Моделювання системи у MATLAB/Simulink.....	79
5.2 Розробка програмного забезпечення.....	81
Висновки до розділу	88
ВИСНОВКИ	89
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ.....	91

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ ТА СКОРОЧЕНЬ

DOF – Degrees of freedom (ступені свободи);

FOPID - fractional order PID (пропорційно-інтегрально-диференціальний контролер дробового порядку;

GA – Genetic Algorithm (Генетичний алгоритм);

GWO – Gray Wolf Optimization (Оптимізація Gray Wolf);

IT2FLC - interval type-2 fuzzy logic controller (інтервальний нечіткий логічний контролер типу 2);

LQR – Linear quadratic regulator (лінійно-квадратичний регулятор);

MPC – Model Predictive Control (керування з прогножною моделлю);

PSO - Particle Swarm Optimization (Оптимізація рою частинок);

RL – reinforcement learning (навчанням із підкріпленням);

SARSA - State Action Reward State Action (Стан – дія – нагорода – стан – дія);

ПД-регулятори (PID) – пропорційно-інтегрально-диференціальні регулятори.

ВСТУП

Паралельні маніпулятори, також відомі як паралельні роботи або паралельні кінематичні машини, є типом робототехнічного механізму, в якому декілька ланок і з'єднань з'єднані паралельно між нерухомою основою та рухомою платформою. Рухомою платформу керується рухом суглобів, які приводяться в дію двигунами або іншими пристроями. Паралельні маніпулятори використовуються в різноманітних сферах діяльності людини. У промисловій автоматизації виробничі процедури, такі як збирання, монтаж та обробка матеріалів, використовують паралельні маніпулятори. У медичинській сфері для мінімально інвазивних процедур, таких як лапароскопія та артроскопія, можна використовувати паралельні маніпулятори, щоб забезпечити точне та стабільне розташування хірургічних інструментів. Щоб забезпечити пілотам і космонавтам реалістичні умови для навчання, можна використовувати паралельні маніпулятори для відтворення руху літаків і космічних кораблів. Для забезпечення реалістичного руху та сенсорного зворотного зв'язку паралельні маніпулятори можна використовувати в симуляторах, системах віртуальної реальності та атракціонах у парках розваг.

Паралельні маніпулятори відомі своєю високою точністю, що робить їх ідеальними для застосувань, які потребують точного позиціонування. Такі маніпулятори мають стабільну платформу для утримання об'єктів, що важливо для таких застосувань, як хірургія чи транспортування матеріалів. Паралельні маніпулятори можуть рухатися на високій швидкості, що робить їх придатними для додатків, які потребують швидкого та повторюваного руху. Одна з найважливіших особливостей таких систем є те, що паралельні маніпулятори можуть бути розроблені для роботи в різних середовищах і для різних застосувань, що робить їх універсальним варіантом для широкого кола галузей.

Традиційні методи керування установками паралельної структури, такі як ПД-регулятори, регулятори з прогнозуванням моделі (MPC), нелінійні контролери, контролери на основі нечіткої логіки, контролери на основі нейронних мереж і генеративні контролери, широко використовуються в промислових застосуваннях для регулювання та оптимізації процесів на заводі.

Однак ці традиційні методи керування мають обмеження у вирішенні проблем сучасних установок, які характеризуються складними, нелінійними та динамічними процесами. В останні роки для вирішення проблем нелінійності і параметричної та інформаційної невизначеності, були розроблені інтелектуальні методи керування, засновані на методах машинного навчання.

Контролери з нечіткою логікою широко використовуються в промислових застосуваннях завдяки їхній здатності справлятися з невизначеністю та неточністю. Вони прості в проектуванні та можуть працювати з нелінійними системами. Контролери нейронної мережі підходять для складних систем, але вимагають великих обсягів навчальних даних. Генеративні контролери призначені для безпосередньої генерації керуючих сигналів, але обмежені в їхній здатності керувати складними системами.

Інтеграція методів машинного навчання може покращити продуктивність систем керування з точки зору точності, надійності та адаптивності. Використання навчання з підкріпленням у паралельній структурі може забезпечити механізм навчання, який може оптимізувати ефективність контролю з часом.

Цей підхід дозволяє розробляти системи керування, які можуть підвищити точність і ефективність систем управління, адаптуватися до мінливих умов і оптимізувати продуктивність з часом.

АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ МЕТОДІВ КЕРУВАННЯ СИСТЕМАМИ ПАРАЛЕЛЬНОЇ СТРУКТУРИ

1.1 Опис лабораторного стенду паралельної структури

Прикладом лабораторного стенду паралельної структури, є дослідницький стенд з двома направляючими стрижнями, що розроблений і сконструйований в Херсонському національному технічному університеті (рис. 1.1). Розглядається каркасна установка паралельної структури, коли рух інструменту здійснюється у вертикальній площині. У системі використовується два крокових двигуна, в якості двох вертикальних приводів.



Рисунок 1.1 – Загальний вигляд установки каркасної конструкції

Установка складається з металевої рами, яка оснащена двома кроковими двигунами, приводами, шарнірами і робочим органом. В якості робочого органу використовуються шпиндель, маніпулятор і екструдер.

Рух робочого органу задається верхнім рівнем керування, який може складатися з персонального комп'ютера. Кожен двигун програмується окремо через локальну систему керування. Датчики, розташовані на приводах, контролюють їх положення і передають дані на верхній рівень управління.

Устаткування рамної компоновки використовує крокові двигуни, які перетворюють електричні імпульси сигналів керування в кутові переміщення ротора (дискретні механічні переміщення) з фіксацією його в заданому положенні. Кожен кроковий двигун установки має можливість виконувати точне позиціонування і регулювання швидкості. Це добре підходить для системи, яка працює на низькому прискоренні та з відносно постійним навантаженням.

Виконавчими пристроями установки паралельної структури є крокові двигуни. Кроковий двигун - це електродвигун, головною особливістю якого є те, що його вал обертається, здійснюючи кроки, переміщаючись на фіксовану кількість градусів. Ця характеристика отримана завдяки внутрішній структурі двигуна. Це дозволяє дізнатися точне кутове положення вала шляхом підрахунку виконаних кроків без необхідності використання датчика. Ця функція робить його придатним для широкого спектру застосувань. При включенні однієї або декількох фаз статора під дією струму, що протікає в котушці, створюється магнітне поле, і ротор узгоджується з цим полем. Подаючи різні фази послідовно, ротор можна повернути на певну величину для досягнення бажаного кінцевого положення. Це основний принцип роботи крокового двигуна.

Двофазний гібридний кроковий двигун – це низькошвидкісний гідромагнітний синхронний двигун. Завдяки своїй стабільній роботі він може досягати високоточного замкнутого контролю позиціонування та вводити послідовності імпульсів для досягнення цифрового керування. Тому він широко використовується в таких галузях техніки, як керування рухом роботів, сканування антен і контроль розташування літака. У високоточних системах управління в якості виконавчих механізмів часто використовуються двофазні гібридні крокові двигуни. Наприклад, під час встановлення міжсупутникового зв'язку спеціальні супутникові релейні антени повинні відстежувати цілі в режимі реального часу, а двофазні гібридні крокові

двигуни часто використовуються як приводи антен. Привід системи керування супроводом змушує навантаження антени вказувати ціль супроводу.

Двофазна гібридна ступінчаста двигунна система має високий ступінь нелінійності, має велику кількість параметрів, які не можливо врахувати, що не сприяє аналізу та проектуванню інженерної системи керування. Для подолання проблем параметричних і інформаційних невизначеностей, потрібно розробити систему керування, яка була б здатна підлаштовуватись до цих невизначеностей в процесі роботи [1-5].

Огляд та аналіз традиційних методів керування багатьма привідними установками паралельної структури

Паралельні маніпулятори — це тип роботизованої системи, яка складається з кількох паралельних кінематичних ланцюгів, які приводяться в дію двигунами для досягнення потрібного руху (рис. 1.2). Керування паралельними маніпуляторами є найважливішим аспектом їх конструкції, оскільки визначає точність і швидкість їх руху.

Традиційні системи керування для паралельних маніпуляторів зазвичай передбачають використання пропорційно-інтегрально-диференціальних (ПІД) контролерів. ПІД-регулятори широко використовуються в промислових системах керування завдяки своїй простоті та ефективності керування лінійними системами. Вони працюють, регулюючи вихід контролера на основі похибки між бажаним і фактичним результатом системи, з пропорційними, інтегральними та диференціальними термінами, які використовуються для досягнення стабільності та мінімізації перерегулювання.

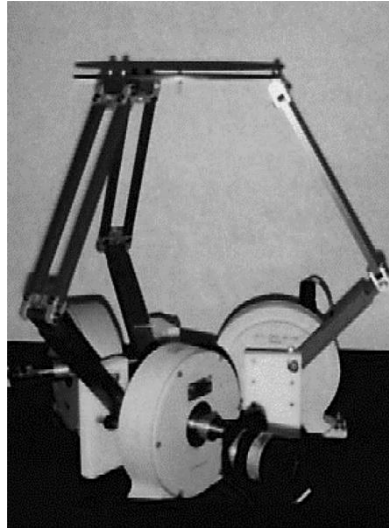


Рисунок 1.2 – Експериментальна установка [8]

У типовому ПД-регуляторі для паралельних маніпуляторів пропорційний член використовується для регулювання вихідного сигналу контролера на основі похибки між бажаним положенням і фактичним положенням маніпулятора. Інтегральний член використовується для виправлення похибок стаціонарного стану, які виникають через тертя та інші нелінійності в системі, тоді як диференціальний член використовується для передбачення та пом'якшення будь-яких викидів або коливань у системі.

Інші традиційні системи керування для паралельних маніпуляторів включають керування обчислювальним моментом, керування ковзним режимом та адаптивне керування. Обчислене керування крутним моментом – це метод, який використовує зворотну динаміку для обчислення бажаного крутного моменту, необхідного для досягнення бажаного руху. Керування в режимі ковзання – це метод, який використовує функцію перемикання, щоб гарантувати, що система залишається на певній поверхні ковзання, тоді як адаптивне керування – це метод, який регулює параметри контролера на основі змін у динаміці системи.

Хоча традиційні системи керування для паралельних маніпуляторів були ефективними для досягнення точного керування рухом, вони часто обмежені складністю динаміки системи та труднощами точного моделювання

системи. Щоб усунути ці обмеження, були запропоновані більш вдосконалені методи керування, такі як Model Predictive Control (MPC) і Nonlinear Control, які використовують більш складні алгоритми керування для досягнення кращої продуктивності.

1.2.1 Регулятор LQR-PID для керування паралельним маніпулятором

В роботі [8] описано стратегію керування для покращення продуктивності паралельного маніпулятора за допомогою лінійного квадратичного регулятора (LQR) і пропорційно-інтегрально-диференціального (PID/ПІД) контролера. Автори пропонують методологію, яка поєднує контролери LQR і PID для досягнення кращого контролю паралельного маніпулятора. На рисунку 1.3 зображено запроповану у [8] систему керування.

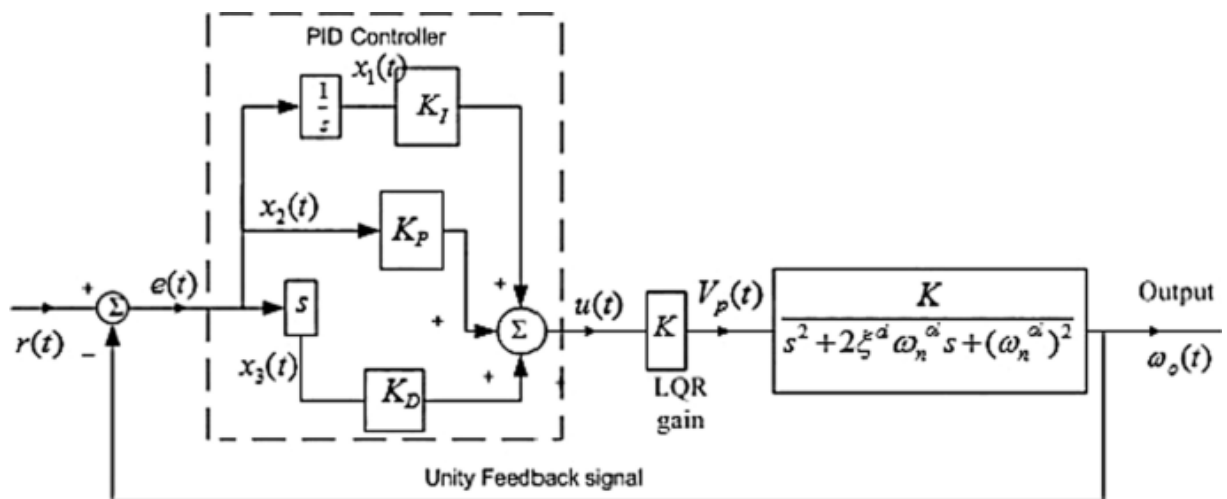


Рисунок 1.3 – LQR формулювання ПІД-регулятора для маніпулятора другого порядку [8]

У статті [8] представлено практичний приклад, у якому паралельний маніпулятор 3-RRR (рис. 1.2) використовується для перевірки запропонованої методології. Контролер LQR-PID призначений для стабілізації системи та зменшення часу перерегулювання та встановлення. Автори використовують

метод розміщення полюсів, щоб знайти бажані власні значення системи, а потім отримують відповідну матрицю підсилення контролера LQR. Потім ПД-регулятор налаштовується за допомогою методу Циглера-Ніколса для подальшого покращення реакції системи (рис. 1.3).

Результати моделювання демонструють, що запропонований LQR-PID-регулятор перевершує звичайний ПД-регулятор з точки зору зменшення перерегулювання та часу встановлення (рис. 1.4). Автори дійшли висновку, що запропонована методологія може бути ефективно застосована до інших типів паралельних маніпуляторів для покращення їх продуктивності.

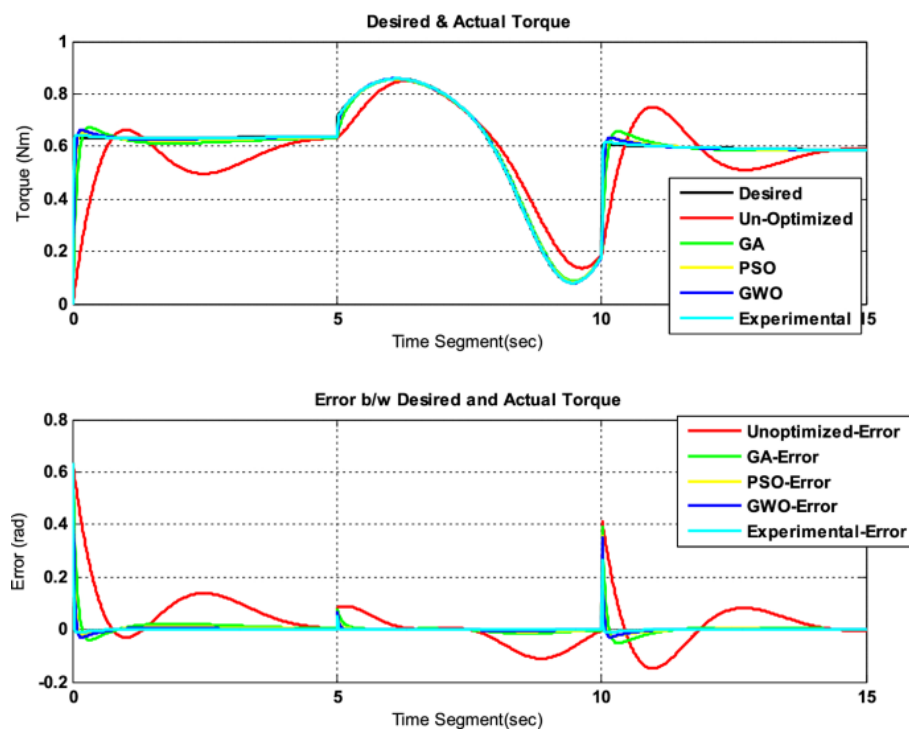


Рисунок 1.4 – Поточні та бажані крутні моменти на активному шарнірі з похибкою між ними для різних алгоритмів [8]

У статті [9] пропонується нова стратегія керування для паралельного маніпулятора з 3 ступенями свободи (DOF) за допомогою лінійного квадратичного регулятора (LQR) і пропорційно-інтегрально-диференціального (PID) контролера. Автори представляють алгоритм Gray Wolf Optimization (GWO) для точного налаштування параметрів контролера та

досягнення кращої продуктивності. Кінематичну схему паралельного маніпулятора, що розглядається, наведено на рисунку 1.5.

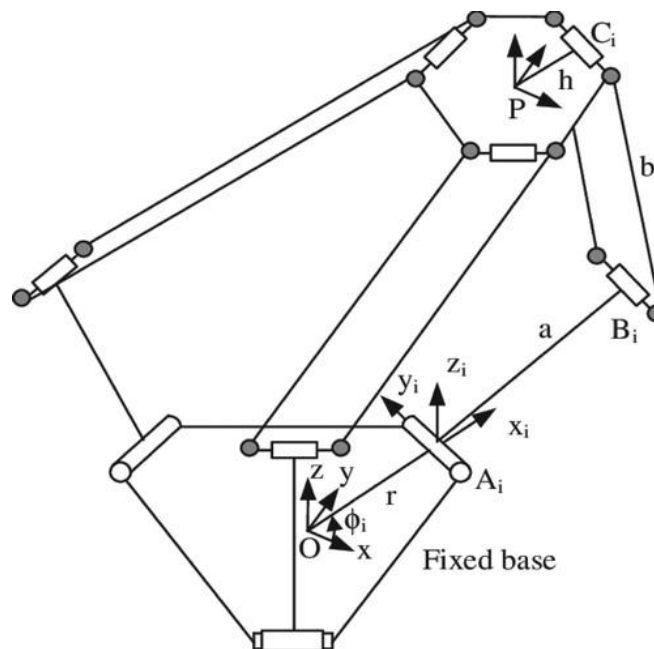


Рисунок 1.5 – Кінематична схема системи [26]

У статті представлено практичний приклад, у якому паралельний маніпулятор із 3-DOF використовується для перевірки запропонованої методології. Контролер LQR-PID призначений для стабілізації системи та зменшення часу перерегулювання та встановлення. Автори використовують техніку розміщення полюсів, щоб знайти бажані власні значення системи, а потім вивести відповідну матрицю підсилення контролера LQR. Потім ПД-регулятор налаштовується за допомогою алгоритму GWO, який оптимізує параметри регулятора для мінімізації цільової функції, тобто похибки між бажаним і фактичним виходом системи.

Узагальнену принципову схему керування кутом повороту маніпулятора показано на рисунку 1.6.

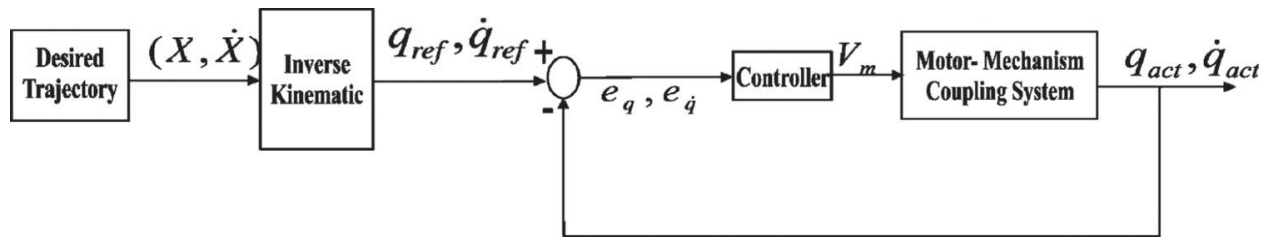


Рисунок 1.6 – Узагальнена принципова схема керування кутом повороту маніпулятора [9]

Результати моделювання [26] демонструють, що запропонований регулятор LQR-PID на основі GWO перевершує інші традиційні методи керування, такі як звичайні контролери PID та LQR (рис. 1.7). Автори також порівнюють продуктивність контролера на основі GWO з іншими алгоритмами оптимізації, такими як Particle Swarm Optimization (PSO) і Genetic Algorithm (GA). Результати показують, що алгоритм GWO перевершує алгоритми PSO та GA з точки зору досягнення швидшої та точнішої реакції.

Автори дійшли висновку, що запропоноване налаштування LQR-PID контролера на основі GWO може ефективно покращити керування паралельними маніпуляторами з 3 DOF. Використання алгоритму GWO забезпечує ефективний і надійний метод оптимізації параметрів контролера та досягнення кращої продуктивності. Автори припускають, що запропонована методологія може бути поширена на інші типи паралельних маніпуляторів з різними DOF для покращення їх контролю та продуктивності.

В роботі [10] представляється новий підхід до керування паралельним роботизованим маніпулятором дельта-типу з використанням пропорційно-інтегрально-диференціального контролера дробового порядку (FOPID). Автори пропонують цей підхід для вирішення проблем, пов'язаних із нелінійною динамікою паралельних роботизованих маніпуляторів, і для досягнення кращого контролю відстеження (рис. 1.7).

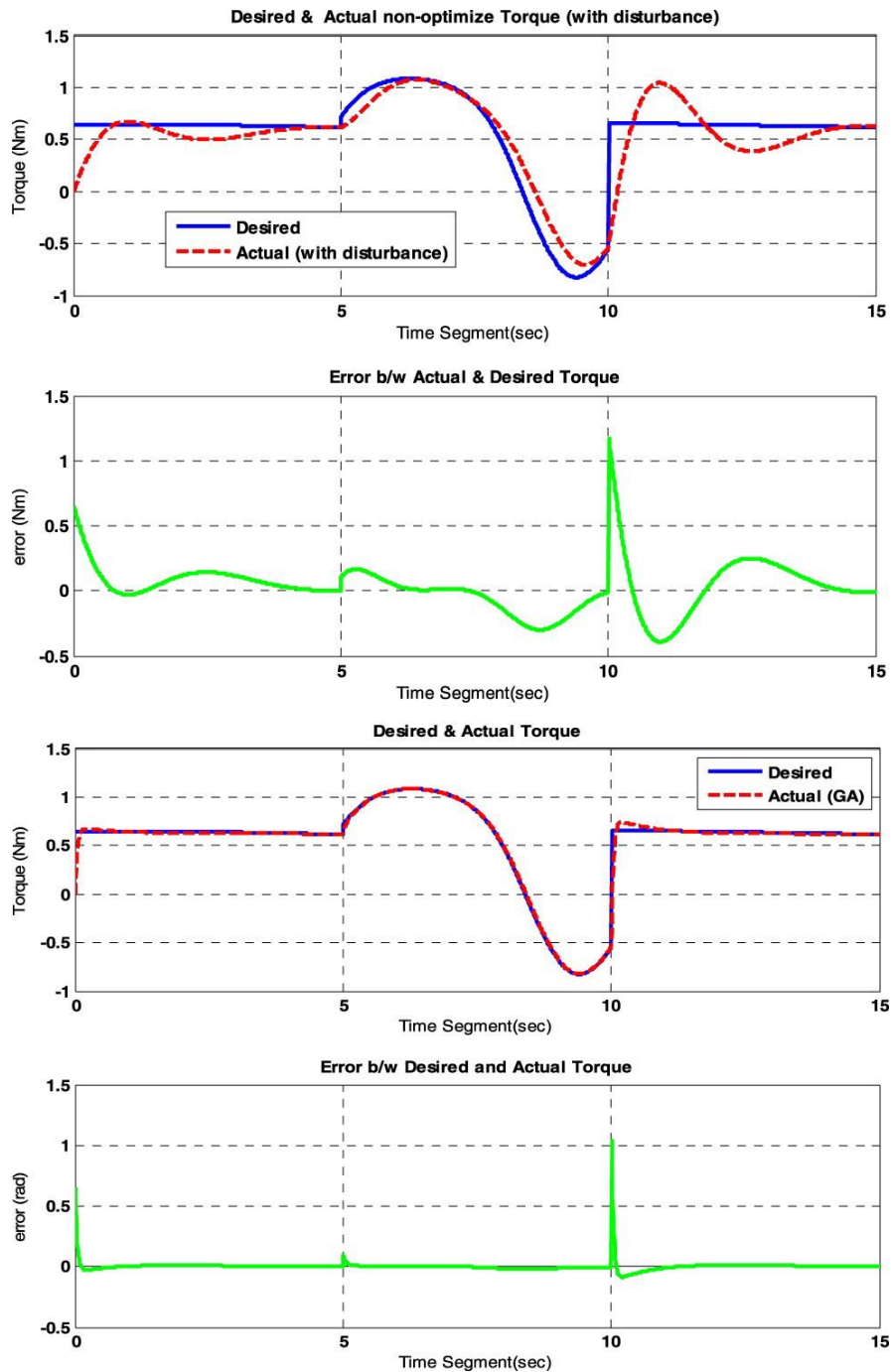


Рисунок 1.7 – Отриманий та бажаний момент двигуна з похибкою стеження при неоптимізованому, оптимізованому алгоритмах GA, PSO та GWO [9]

У статті представлено практичний приклад, у якому запропонований контролер FOPID використовується для керування положенням паралельного робота-маніпулятора типу Delta (рис. 1.8). Автори спочатку виводять динамічну модель системи, а потім використовують її для проектування контролера FOPID. Контролер FOPID розроблено шляхом регулювання

дробового порядку інтегральних і похідних членів для оптимізації продуктивності контролера.

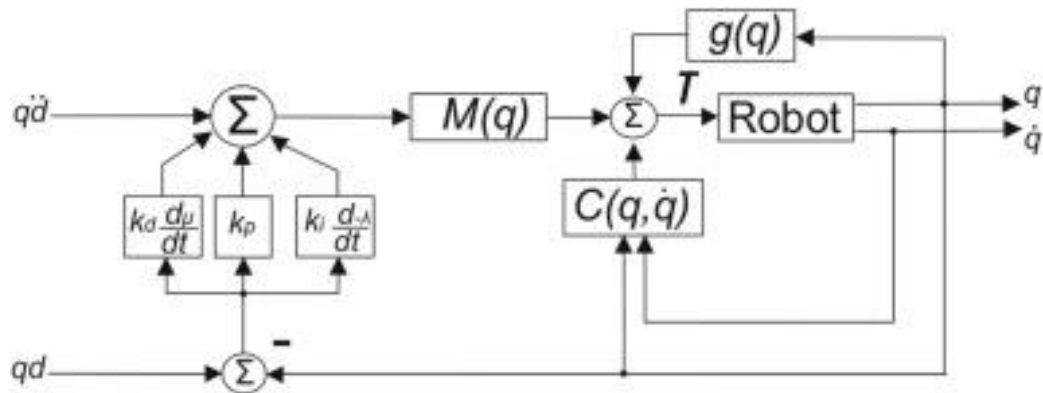


Рисунок 1.8 – Структура керування для FOPID-контролера з обчислювальною стратегією керування моментом для дельта-робота [9]

Автори порівнюють продуктивність запропонованого контролера FOPID з традиційними PID та звичайними контролерами FOPID. Результати моделювання демонструють, що контролер FOPID перевершує традиційний PID і звичайні контролери FOPID з точки зору часу встановлення, перерегулювання та похибки стаціонарного стану. Автори також аналізують вплив різних дробових порядків на продуктивність контролера та припускають, що вибір дробового порядку може мати значний вплив на продуктивність контролера.

Автори дійшли висновку, що запропонований контролер FOPID є ефективним підходом для трекінгового керування паралельним роботизованим маніпулятором типу Delta. Використання дробового інтеграла та похідних членів покращує продуктивність контролера шляхом підвищення надійності та стабільності системи. Автори припускають, що запропонований підхід можна застосувати до інших типів паралельних роботизованих маніпуляторів для покращення їхнього контролю та продуктивності.

Робота [11] представляє нову стратегію керування паралельними маніпуляторами з використанням підходу швидкого нелінійного прогнозованого керування моделлю (MPC). Автори пропонують цей підхід для вирішення проблем, пов'язаних із нелінійною динамікою паралельних маніпуляторів, і досягнення кращої продуктивності керування.

У статті представлено практичний приклад, де запропонований контролер MPC застосовано для керування паралельним маніпулятором із шістьма ступенями свободи. Автори спочатку виводять динамічну модель системи, а потім використовують її для розробки контролера MPC. Контролер MPC призначений для оптимізації функції витрат, яка враховує бажану траєкторію та обмеження системи. На рисунках 1.9 та 1.10 наведено блок-схеми розрахункового керування моментом на основі стандартної схеми NMPC та вдосконаленої швидкої схеми керування NMPC на основі ANN-моделі для паралельних роботів відповідно.

Автори порівнюють продуктивність запропонованого швидкого нелінійного MPC контролера з традиційними нелінійними MPC і лінійними MPC контролерами. Результати моделювання демонструють, що запропонований швидкий нелінійний контролер MPC перевершує традиційні нелінійні контролери MPC і лінійні MPC з точки зору точності відстеження, часу встановлення та стійкості до змін параметрів. Автори також проводять експерименти на фізичному паралельному маніпуляторі, щоб перевірити продуктивність запропонованого контролера.

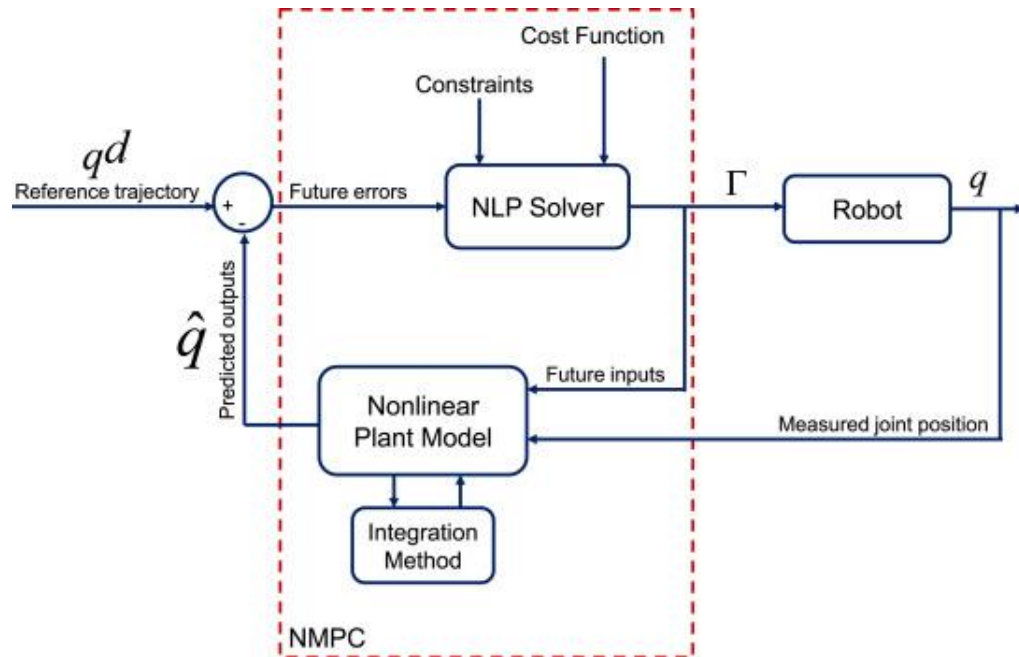


Рисунок 1.9 – Блок-схема розрахункового керування моментом на основі стандартної схеми NMPC [11]

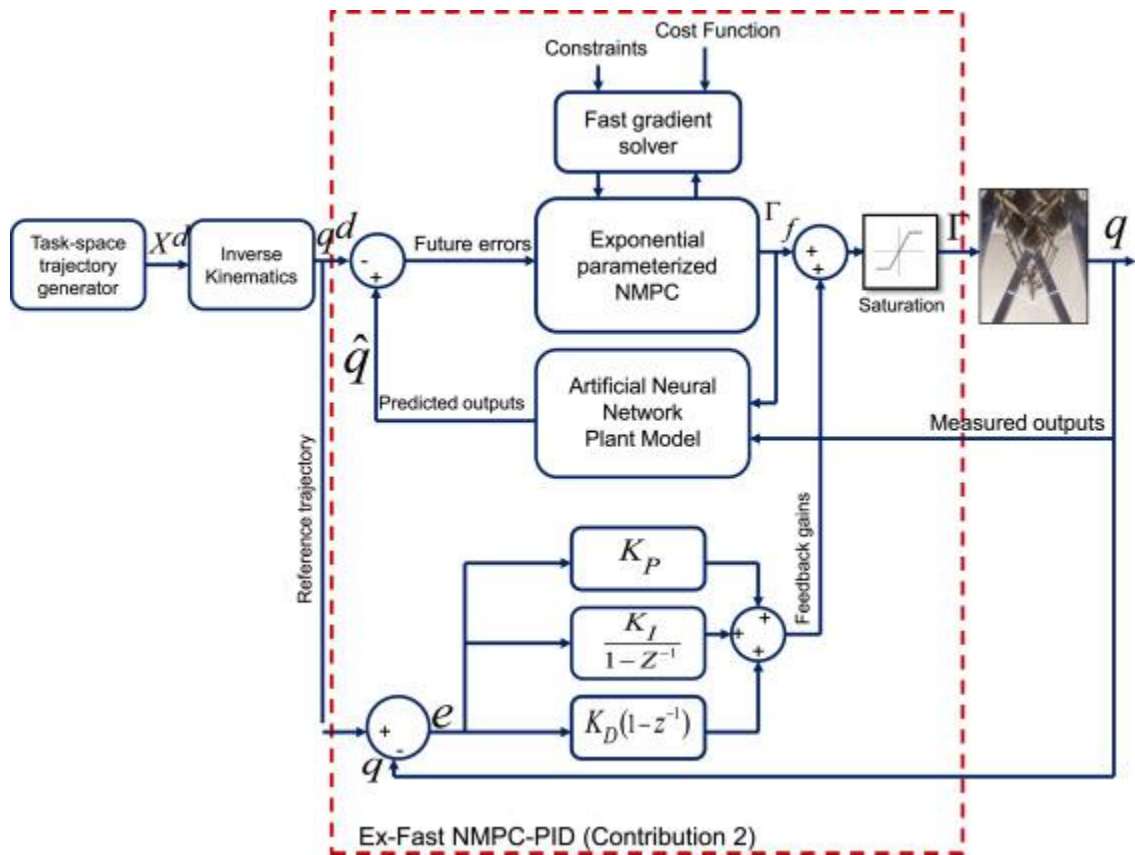


Рисунок 1.10 – Блок-схема вдосконаленої швидкої схеми керування NMPC на основі ANN-моделі для паралельних роботів [11]

Експериментальні результати демонструють, що запропонований швидкий нелінійний контролер MPC може ефективно керувати паралельним маніпулятором і досягати високої точності стеження. Автори аналізують вплив різних ваг функції витрат на продуктивність контролера та припускають, що вибір ваг функції вартості може мати значний вплив на продуктивність контролера.

Автори дійшли висновку, що запропонований швидкий нелінійний контролер MPC є ефективним підходом для керування паралельними маніпуляторами. Використання швидкого нелінійного підходу MPC покращує продуктивність контролера шляхом підвищення надійності та стабільності системи. Автори припускають, що запропонований підхід може бути застосований до інших типів паралельних маніпуляторів для покращення їх контролю та продуктивності.

У роботі [12] пропонують цей підхід для досягнення кращої продуктивності керування за допомогою схеми керування силою/положенням.

У статті представлено динамічну модель паралельного робота із резервним приведенням у дію з 5 DOF, а потім розроблено схему керування силою/позицією за допомогою алгоритму MPC. Автори використовують модель простору станів робота та вирішують задачу оптимізації MPC шляхом мінімізації функції вартості, яка враховує бажану траєкторію та обмеження системи. Схеми керування силою/положенням робота за різними підходами наведені на рисунках 1.11-1.15.

Автори порівнюють продуктивність запропонованого алгоритму MPC з традиційним алгоритмом керування PD. Результати моделювання демонструють, що запропонований алгоритм MPC перевершує традиційний алгоритм керування PD з точки зору точності відстеження, часу встановлення та стійкості до змін параметрів. Автори також аналізують вплив різних параметрів MPC на продуктивність контролера та припускають, що вибір параметрів MPC може мати значний вплив на продуктивність контролера.

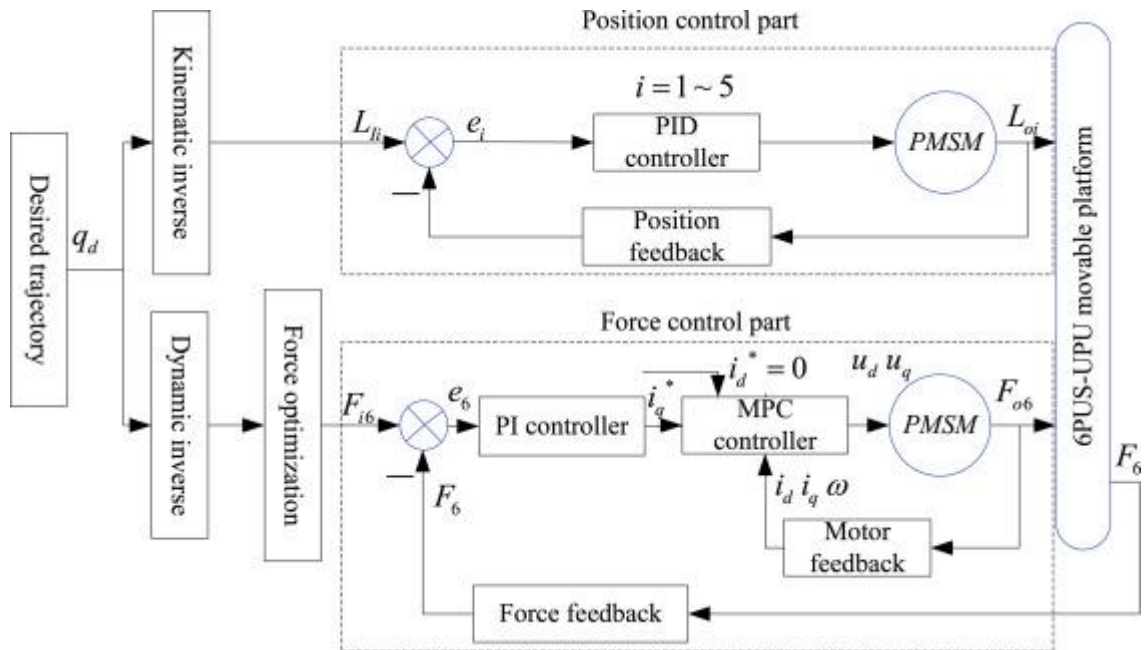


Рисунок 1.14 – Блок-схема гібридного керування силою/положенням робота MPC з паралельним приводом 6PUS-UPU з резервування [12]

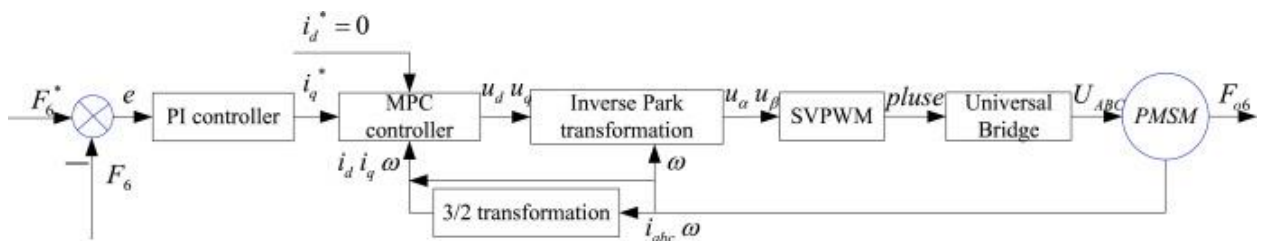


Рисунок 1.15 – Блок-схема структури управління надлишковою гілкою MPC [12]

Автори дійшли висновку, що запропонована схема керування зусиллям/положенням із використанням алгоритму MPC є ефективним підходом до керування паралельним роботом із надлишковою активацією 5 DOF. Використання підходу MPC покращує продуктивність контролера шляхом підвищення надійності та стабільності системи. Автори припускають, що запропонований підхід може бути застосований до інших типів паралельних роботів для покращення їх контролю та продуктивності.

У роботі [13] представлена нова стратегія керування кабельно керованими паралельними роботами з використанням підходу нелінійного прогнозованого керування моделлю (MPC) (рис. 1.16). Автори пропонують цей підхід для вирішення проблем, пов'язаних із нелінійною динамікою та динамікою кабелю паралельних роботів, що керуються кабелем, і для досягнення кращої продуктивності керування.

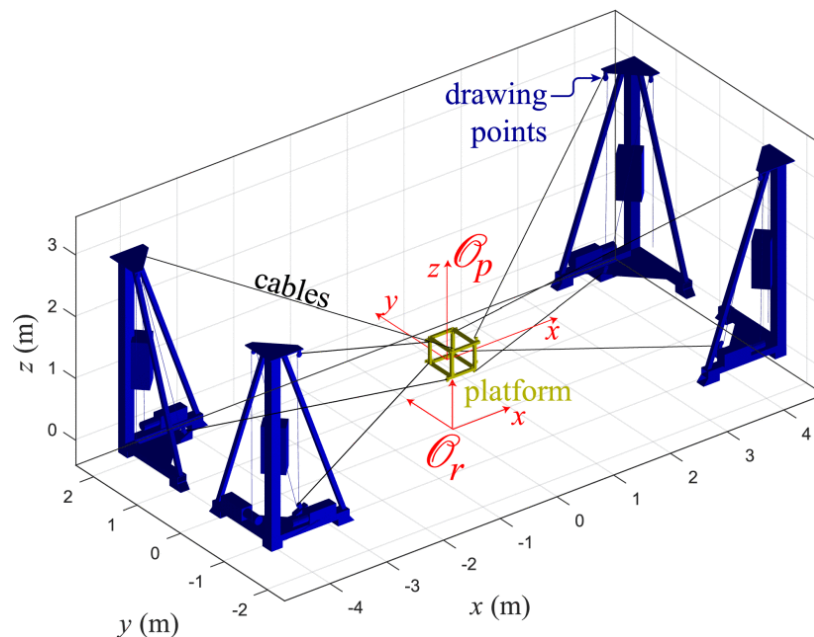


Рисунок 1.16 – CAD-вигляд прототипу HRPcable [13]

У статті представлено практичний приклад, у якому запропонований контролер MPC застосовано для керування паралельним роботом із кабельним приводом із шістьма ступенями свободи. Автори спочатку виводять динамічну модель системи, а потім використовують її для розробки контролера MPC. Контролер MPC призначений для оптимізації функції витрат, яка враховує бажану траєкторію та обмеження системи, включаючи натяг кабелю та обмеження крутного моменту двигуна.

Структурну схему системи керування відстеженням положення, що інтегрує запропоновану NMPC, наведено на рисунку. 1.17.

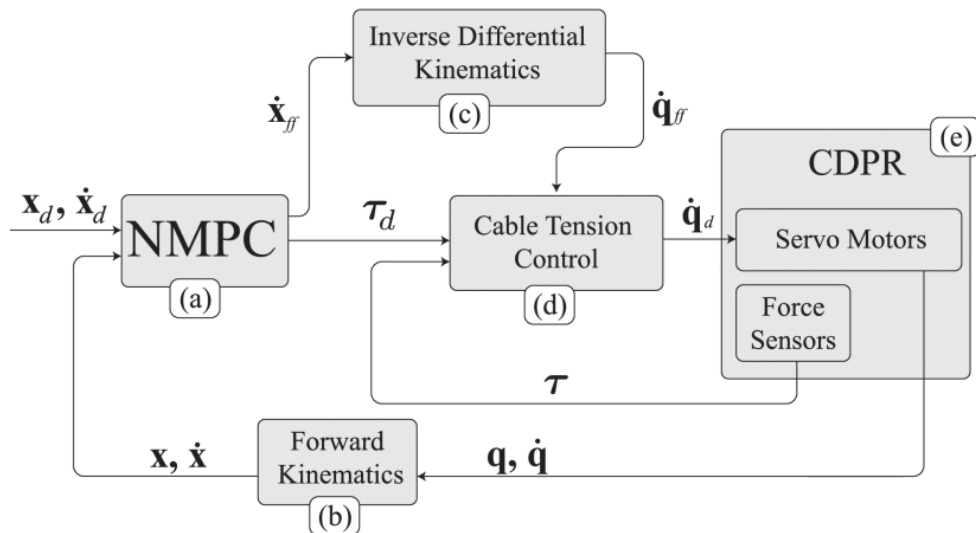


Рисунок 1.17 – Структурна схема системи керування відстеженням положення, що інтегрує запропоновану NMPC [13]

Автори порівнюють продуктивність запропонованого нелінійного MPC регулятора з лінійним MPC регулятором і традиційним ПД регулятором. Результати моделювання демонструють, що запропонований нелінійний контролер MPC перевершує лінійні регулятори MPC і ПД з точки зору точності відстеження, часу встановлення та стійкості до змін параметрів і зовнішніх завад. Автори також проводять експерименти з фізичним паралельним роботом, керованим кабелем, щоб перевірити продуктивність запропонованого контролера.

Експериментальні результати демонструють, що запропонований нелінійний контролер MPC може ефективно керувати паралельним роботом із кабельним керуванням і досягати високої точності відстеження навіть за наявності зовнішніх завад. Автори також аналізують вплив різних параметрів MPC на продуктивність контролера та припускають, що вибір параметрів MPC може мати значний вплив на продуктивність контролера.

Автори дійшли висновку, що запропонований нелінійний контролер MPC є ефективним підходом для керування паралельними роботами з кабельним керуванням. Використання нелінійного підходу MPC покращує продуктивність контролера шляхом підвищення надійності та стабільності

системи. Автори припускають, що запропонований підхід може бути застосований до інших типів паралельних робіт з кабельним керуванням для покращення їх контролю та продуктивності.

Підводячи підсумок, у статті пропонується нова стратегія керування паралельними роботами з кабельним керуванням, використовуючи нелінійний підхід MPC. Результати моделювання та експерименту демонструють, що запропонований регулятор перевершує лінійні MPC та ПІД-регулятори. Автори припускають, що запропонований підхід можна застосувати до інших типів паралельних робіт з кабельним керуванням, щоб покращити їх контроль та продуктивність.

Робота [14] представляє нову стратегію керування паралельними маніпуляторами без необхідності вимірювання швидкості. Автори прагнуть вирішити проблеми, пов'язані з високими прискореннями та вимірюванням швидкостей у паралельних маніпуляторах.

У статті представлено практичний приклад, де запропонована стратегія керування застосована до паралельного маніпулятора Par2, який має шість ступенів свободи. Автори спочатку виводять динамічну модель системи, а потім розробляють нелінійну стратегію керування на основі техніки лінеаризації зі зворотним зв'язком. Стратегія керування розроблена для вирішення проблеми високого прискорення системи та усунення необхідності вимірювання швидкості, що є складною та дорогою вимогою. Структурну схему контролера та основний принцип алгоритму роботи альфа-бета-гамма-спостерігача наведено на рисунках 1.18, 1.19.

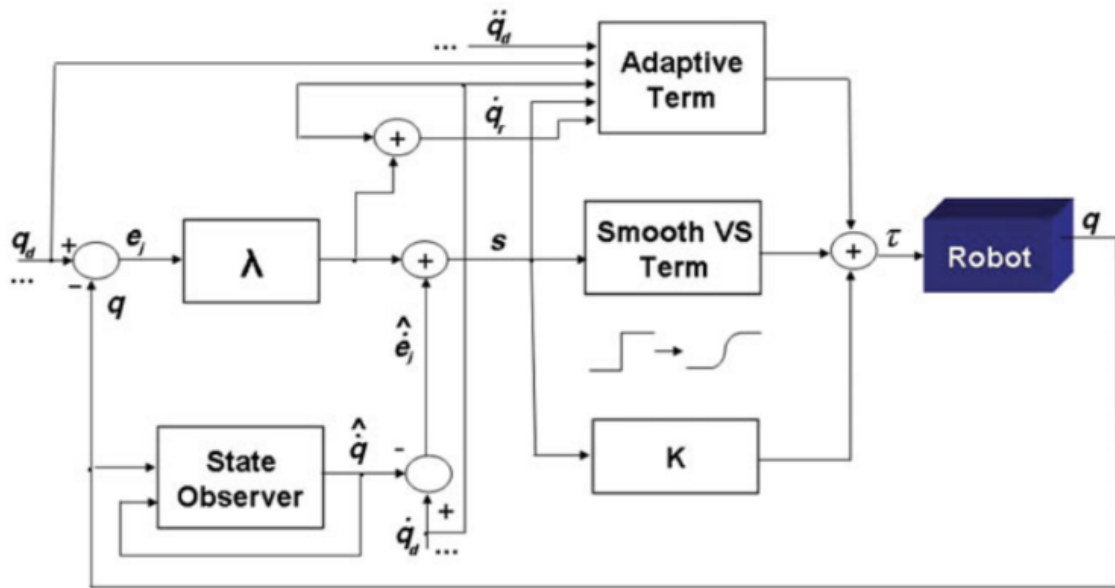


Рисунок 1.18 – Структурна схема контролера DM [14]

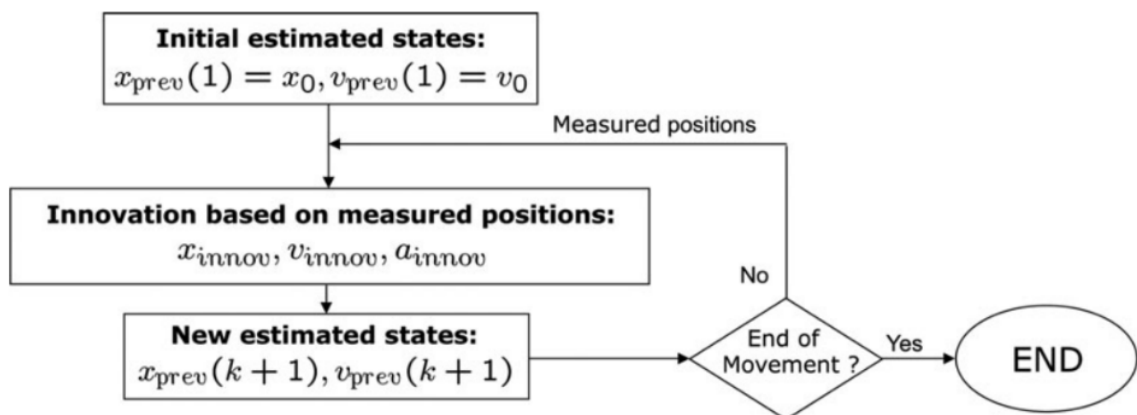


Рисунок 1.19 – Основний принцип алгоритму роботи альфа-бета-гамма-спостерігача [14]

Автори виконують аналіз стабільності запропонованої стратегії керування та демонструють її ефективність шляхом моделювання та експериментів на паралельному маніпуляторі Par2. Результати моделювання та експерименту показують, що запропонована стратегія керування може ефективно керувати паралельним маніпулятором навіть при дуже високих прискореннях і досягати високої точності відстеження без необхідності вимірювання швидкості.

Автори також порівнюють продуктивність запропонованої стратегії керування з традиційним пропорційно-інтегрально-похідним (ПІД) регулятором, який вимагає вимірювання швидкості. Результати моделювання та експерименту показують, що запропонована стратегія управління перевершує ПІД-регулятор з точки зору точності відстеження, часу встановлення та стійкості до зовнішніх перешкод.

Автори дійшли висновку, що запропонована стратегія нелінійного керування є ефективним підходом для керування паралельними маніпуляторами без необхідності вимірювання швидкості. Використання методу лінеаризації зворотного зв'язку дозволяє усунути вимогу вимірювання швидкості, що зменшує складність і вартість системи. Автори припускають, що запропонована стратегія керування може бути застосована до інших типів паралельних маніпуляторів для покращення їх контролю та ефективності.

У роботі [15] представлено експериментальне дослідження застосування нелінійного спостерігача для керування дуже гнучким паралельним роботом (рис. 1.20). Автори прагнуть підвищити точність відстеження паралельного робота шляхом включення нелінійного спостерігача в стратегію керування.

У статті представлено практичний приклад, у якому запропонована стратегія керування застосована до паралельного робота з трьома ступенями свободи та дуже гнучкими зв'язками. Автори спочатку виводять динамічну модель системи, а потім розробляють стратегію керування на основі техніки лінеаризації зворотного зв'язку та нелінійного спостерігача (рис. 1.21, 1.22). Стратегія керування розроблена для підвищення точності відстеження системи шляхом компенсації ефектів гнучких зв'язків.

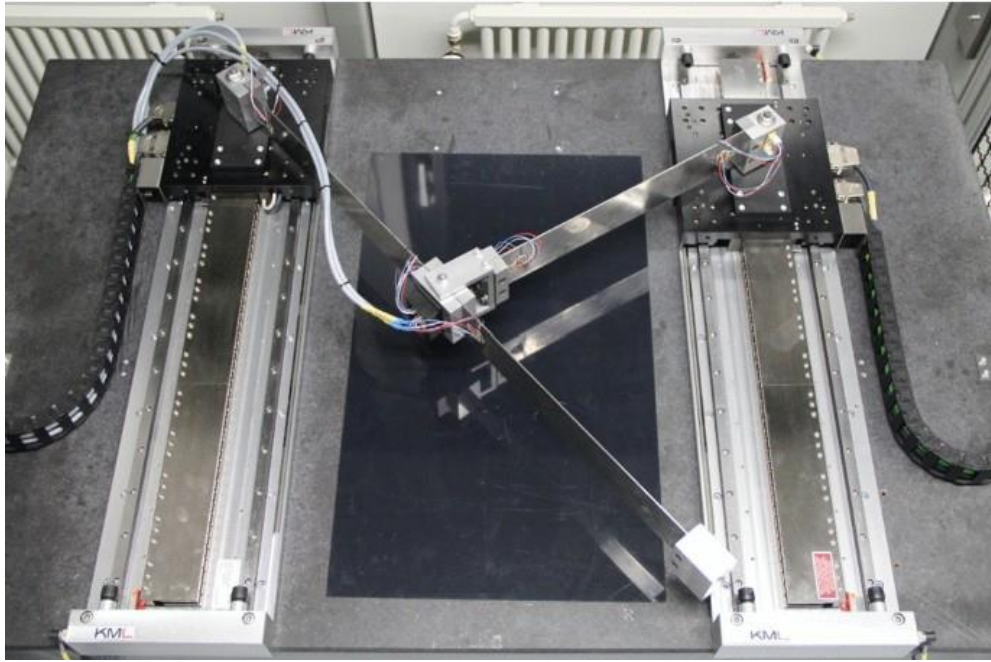


Рисунок 1.20 – Механічне налаштування лямбда-маніпулятора [15]

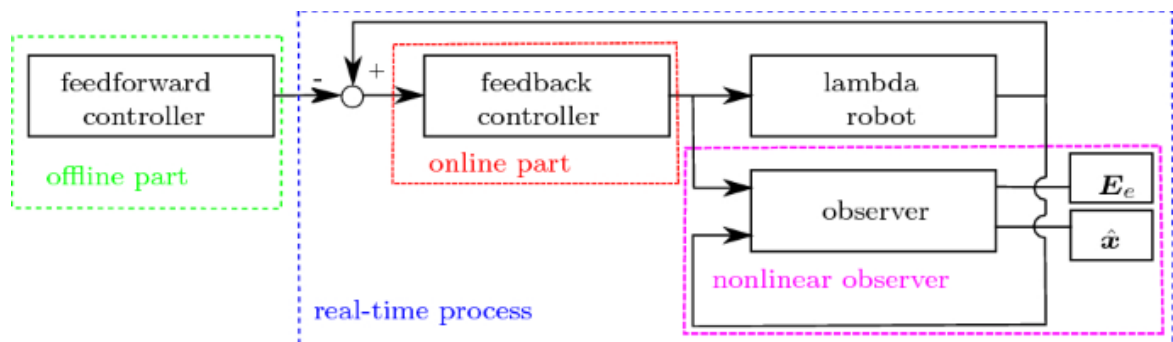


Рисунок 1.21 – Блок-схема управління [15]

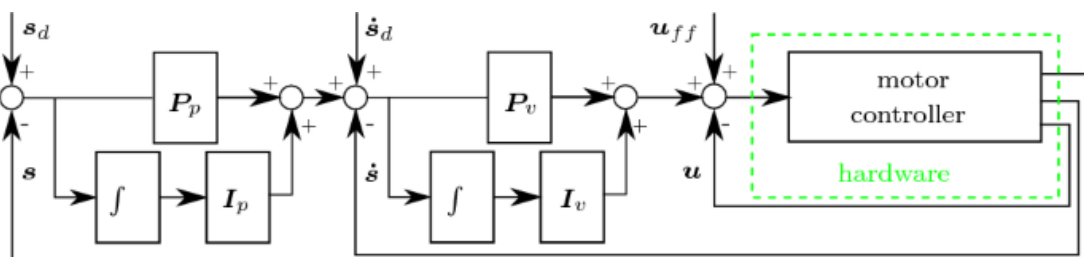


Рисунок 1.22 – Блок-схема керування зі зворотним зв'язком [15]

Автори проводять експерименти для оцінки ефективності запропонованої стратегії контролю. Експерименти включають відстеження траєкторії за допомогою паралельного робота та вимірювання похибки відстеження. Результати показують, що запропонована стратегія керування може ефективно керувати паралельним роботом і значно зменшити помилку відстеження порівняно з традиційним пропорційно-інтегрально-диференціальним (PID) регулятором (рис. 1.23).

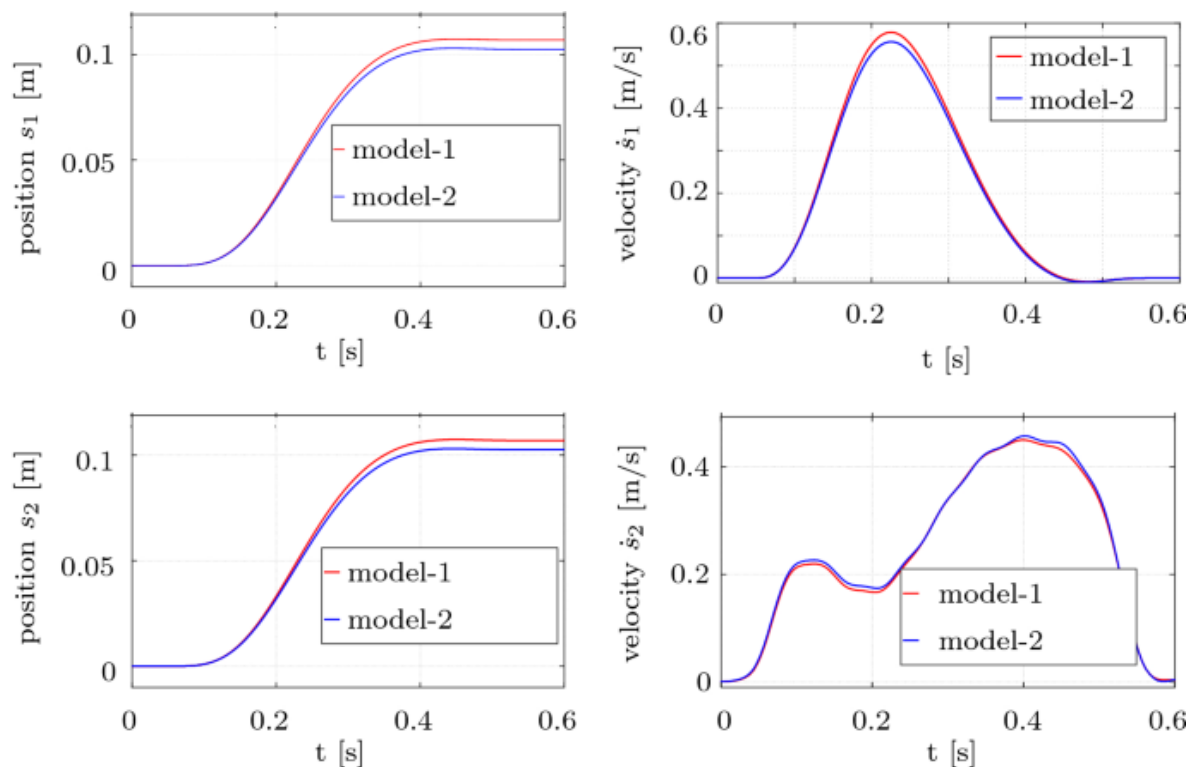


Рисунок 1.23 – Результати роботи частини керування з прямим зв'язком для двох приводів на основі двох моделей [15]

Автори також виконують аналіз чутливості, щоб оцінити стійкість запропонованої стратегії керування до змін параметрів і зовнішніх збурень. Результати показують, що запропонована стратегія управління стійка до змін параметрів і може ефективно відкидати зовнішні збурення.

Автори дійшли висновку, що запропонована стратегія керування, заснована на техніці лінеаризації зворотного зв'язку та нелінійного спостерігача, є ефективним підходом для керування дуже гнучкими

паралельними роботами. Використання нелінійного спостерігача дозволяє компенсувати вплив гнучких зв'язків, що підвищує точність відстеження системи. Автори припускають, що запропонована стратегія керування може бути застосована до інших типів паралельних роботів із гнучкими зв'язками для покращення їх контролю та продуктивності.

У роботі [16] представлено конструкцію та нелінійне керування гнучким паралельним гуманоїдним рукоятковим роботом із 2 ступенями свободи (DOF). Автори прагнуть розробити стратегію керування, яка може ефективно керувати гнучким паралельним роботом і компенсувати вплив гнучких зв'язків.

У статті представлено проектування та моделювання гнучкого паралельного робота, що включає динамічне моделювання гнучких ланок методом скінченних елементів. Потім автори розробляють нелінійну стратегію керування на основі техніки зворотного кроку, щоб компенсувати вплив гнучких зв'язків і забезпечити надійне та точне керування системою.

Автори проводять експерименти для оцінки ефективності запропонованої стратегії контролю. Експерименти включають відстеження траєкторії за допомогою гнучкого паралельного робота та вимірювання похибки відстеження. Результати показують, що запропонована стратегія керування може ефективно керувати гнучким паралельним роботом і значно зменшити помилку відстеження порівняно з традиційним пропорційно-інтегрально-диференціальним (PID) контролером.

Автори також виконують аналіз чутливості, щоб оцінити стійкість запропонованої стратегії керування до змін параметрів і зовнішніх збурень. Результати показують, що запропонована стратегія управління стійка до змін параметрів і може ефективно відкидати зовнішні збурення.

Автори дійшли висновку, що запропонована нелінійна стратегія керування, заснована на техніці зворотного кроку, є ефективним підходом для керування роботами з гнучкими паралельними гуманоїдними суглобами рук. Використання методу скінченних елементів для моделювання гнучких зв'язків

і стратегії керування зворотним кроком дозволяють компенсувати вплив гнучких зв'язків, що підвищує точність відстеження системи. Автори припускають, що запропонована стратегія керування може бути застосована до інших типів гнучких паралельних роботів для покращення їх контролю та продуктивності.

У сфері робототехніки паралельним маніпуляторам приділяється все більша увага завдяки їхнім перевагам, таким як висока точність, жорсткість і здатність обробляти важкі вантажі. Однак керування паралельними маніпуляторами є складним завданням через складну динаміку. У цьому огляді літератури обговорюються деякі нещодавні дослідження, які зосереджуються на управлінні паралельними маніпуляторами за допомогою різних методів керування.

ПД-регулятори отримали широке застосування в управлінні паралельними маніпуляторами завдяки своїй простоті та легкому виконанню. Контролери LQR-PID забезпечують кращу продуктивність з точки зору надійності та стабільності. ПД-регулятори дробового порядку можуть покращити продуктивність відстеження паралельних маніпуляторів шляхом регулювання порядку похідної в контролері. Прогнозні контролери нелінійної моделі та нелінійні спостерігачі показали свою ефективність у вирішенні проблем керування паралельними маніпуляторами з високими прискореннями та гнучкими структурами.

1.3 Інтелектуальні системи керування багатопривідною установкою

У роботі [17] представлено новий підхід до керування рухом плоскопаралельного маніпулятора (рис. 1.24). Запропонований контролер базується на контролері нечіткої логіки типу пропорційно-інтегрально-диференціальної (PID) і розроблений таким чином, щоб бути стійким до змін у динаміці системи та зовнішніх збурень.

переваги використання контролерів з нечіткою логікою та підкреслює важливість надійних конструкцій керування в реальних додатках. Пропонований контролер має потенціал для покращення продуктивності плоскопаралельних маніпуляторів у різних сферах застосування, включаючи виробництво та робототехніку.

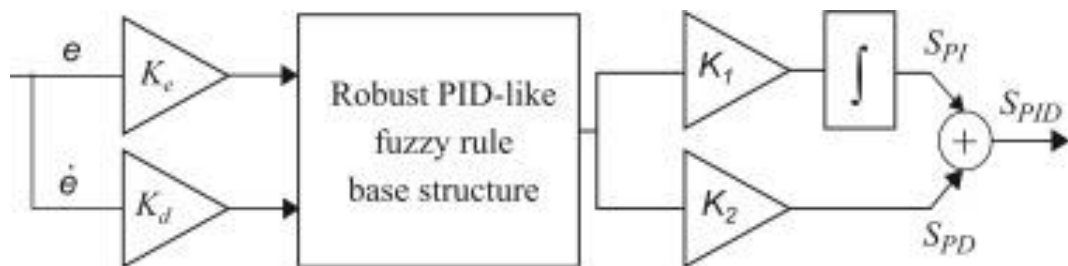


Рисунок 1.25 – Структура керування PID-подібного нечіткого регулятора [17]

У роботі [18] представлено новий підхід до керування траєкторією дельта-паралельних роботів за допомогою інтервального нечіткого логічного контролера типу 2 (IT2FLC). Дельта-паралельні роботи (рис. 1.26) широко використовуються в промислових цілях, таких як складальні лінії та аерокосмічна техніка, завдяки їх високій точності та швидкості.

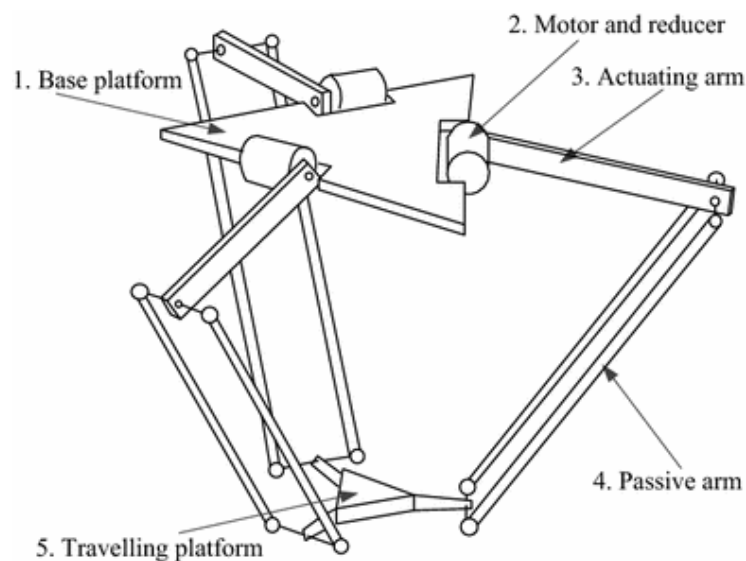


Рисунок 1.26 – Схема робота Дельта [18]

Стаття присвячена розробці та оптимізації IT2FLC для покращення контролю траєкторії паралельних роботів Delta. Запропонований IT2FLC оптимізовано за допомогою генетичного алгоритму, а його продуктивність оцінюється за допомогою симуляційних досліджень (рис. 1.27). Результати демонструють, що запропонований IT2FLC забезпечує більш надійний і точний контроль траєкторії паралельного робота Delta порівняно зі звичайними контролерами.

У статті представлено всебічне обговорення впровадження та ефективності запропонованого контролера. Дослідження моделювання показують, що IT2FLC може точно контролювати траєкторію паралельного робота Delta, враховуючи невизначеності та варіації параметрів робота. Крім того, оптимізація за допомогою генетичного алгоритму дозволяє налаштувати IT2FLC відповідно до вимог конкретного застосування.

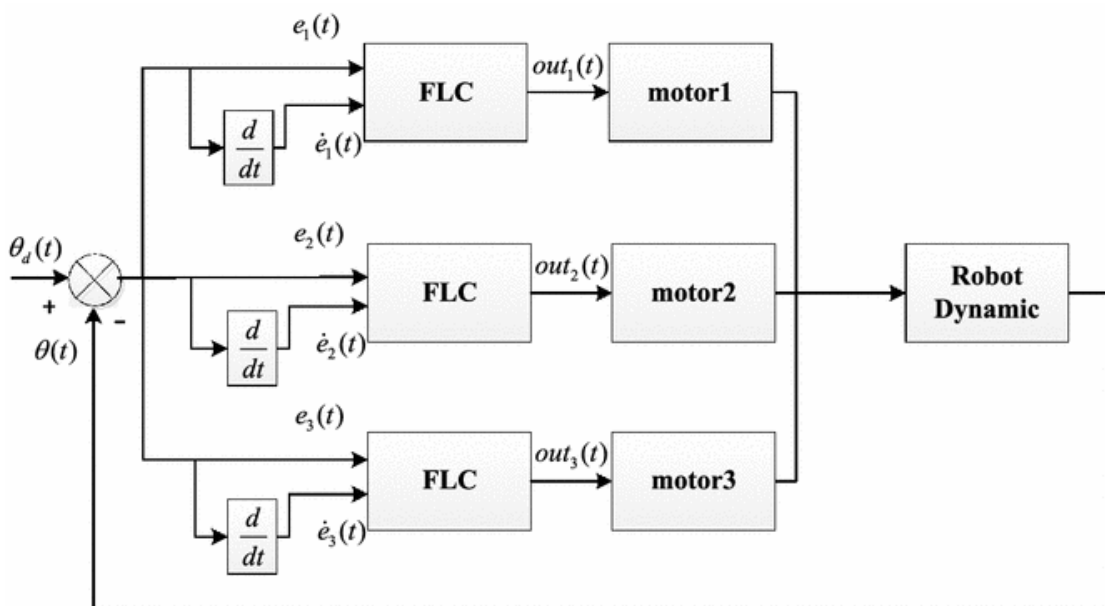


Рисунок 1.27 – Нечітка система керування паралельним роботом Delta [18]

Загалом запропонований IT2FLC забезпечує багатообіцяючий підхід до керування траєкторією паралельних роботів Delta, забезпечуючи більш точні та ефективні рухи роботів. Результати дослідження дають цінну інформацію про використання контролерів нечіткої логіки для робототехніки та

підкреслюють потенційні переваги використання генетичних алгоритмів для оптимізації контролерів нечіткої логіки.

У статті [19] представлено новий підхід до керування паралельними маніпуляторами з необмеженими невизначеностями за допомогою адаптивного контролера нечіткого стеження. Запропонований контролер призначений для досягнення кінцевого контролю траєкторії кінцевого ефектора маніпулятора, незважаючи на наявність невизначеностей.

Стаття присвячена розробці та реалізації адаптивного контролера нечіткого стеження для паралельних маніпуляторів. Конструкція контролера включає використання адаптивних алгоритмів і керування нечіткою логікою для усунення невизначеностей у динаміці маніпулятора. Запропонований контролер призначений для забезпечення збіжності помилок відстеження за кінцевим часом, що є бажаною властивістю в додатках керування в реальному часі.

У статті наведено детальний опис дизайну та реалізації контролера, включаючи розробку адаптивної системи нечіткого керування та проектування динаміки помилок відстеження. Ефективність контролера оцінюється за допомогою симуляційних досліджень, і результати показують, що запропонований контролер є ефективним у управлінні кінцевою траєкторією маніпулятора та є стійким до необмежених невизначеностей.

Загалом результати дослідження показують, що запропонований адаптивний контролер нечіткого відстеження є перспективним підходом до керування паралельними маніпуляторами з невизначеністю. Дослідження підкреслює потенційні переваги використання нечіткого логічного керування та адаптивних алгоритмів для усунення невизначеностей у додатках керування в реальному часі. Пропонований контролер має потенціал для покращення продуктивності паралельних маніпуляторів у різних додатках, включаючи виробництво та робототехніку.

У статті [20] представлено новий підхід до керування кабельними паралельними роботами за допомогою адаптивного керування нейронною

мережею. Пропонований контролер призначений для вирішення проблем, пов'язаних із насиченням вхідного сигналу, що є поширеною проблемою в кабельних паралельних роботах.

Стаття зосереджена на розробці та реалізації адаптивної нейромережевої системи управління для кабельних паралельних роботів (рис. 1.28). Конструкція контролера включає використання адаптивних алгоритмів і нейронних мереж для вирішення проблеми насичення вхідного сигналу. Пропонований контролер призначений для забезпечення стабільності системи при досягненні точного стеження за траєкторією кінцевого ефектора робота.

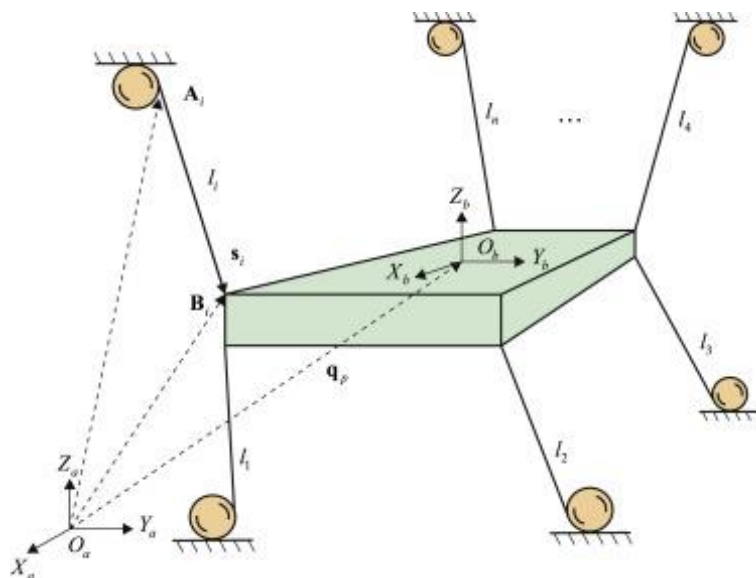


Рисунок 1.28 – Паралельний робот з тросовим приводом, з прикріпленими кінцевими та базовими рамами [20]

У статті наведено детальний опис дизайну та реалізації контролера, включаючи розробку контролера нейронної мережі та проектування адаптивних алгоритмів керування (рис. 1.29).

Ефективність контролера оцінюється за допомогою симуляційних досліджень, і результати показують, що запропонований контролер ефективний у управлінні траєкторією кінцевого ефектора паралельного робота з кабельним приводом навіть за наявності насичення вхідного сигналу.

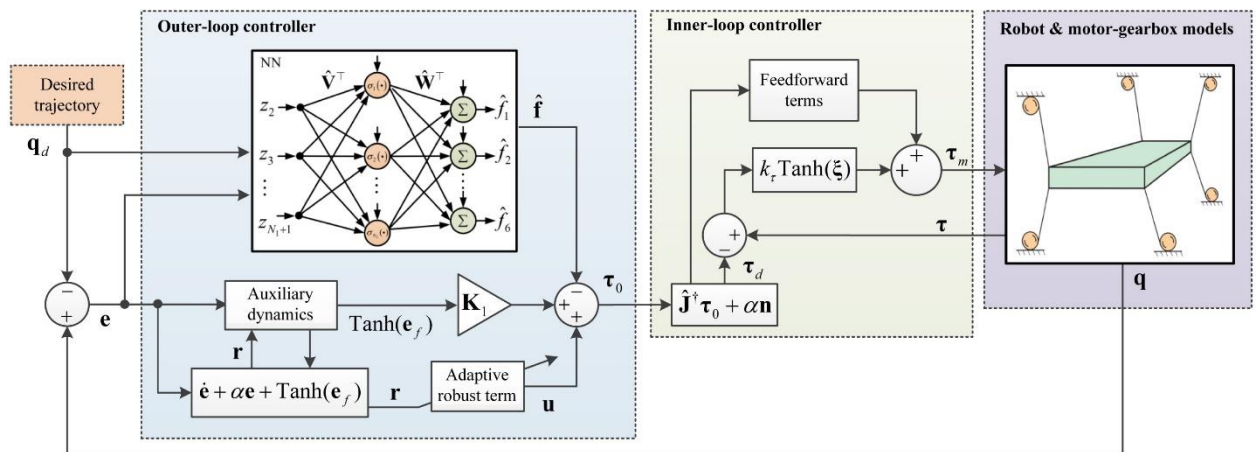


Рисунок 1.29 – Блок-схема запропонованого підходу до управління [20]

Загалом результати дослідження свідчать про те, що запропонований контролер адаптивної нейронної мережі є багатообіцяючим підходом до керування кабельними паралельними роботами з насиченістю входу. Дослідження підкреслює потенційні переваги використання нейромережевого керування та адаптивних алгоритмів для вирішення проблем насичення вхідних даних у програмах керування в реальному часі. Пропонований контролер має потенціал для покращення продуктивності паралельних роботів із кабельним керуванням у різних сферах застосування, включаючи виробництво та робототехніку.

У статті [21] представлено новий метод керування для придушення вібрації гнучкого просторового паралельного робота. Запропонований метод керування базується на адаптивному ковзному режимі нейромережевого керування, який поєднує в собі переваги ковзного режиму та нейромережевого керування (рис. 1.30).

У статті представляють математичну модель гнучкого просторового паралельного робота та описують конструкцію запропонованої системи керування нейронною мережею в адаптивному ковзному режимі. Система керування складається з двох частин: алгоритму керування адаптивним ковзним режимом та алгоритму керування нейронною мережею. Алгоритм

керування адаптивним режимом ковзання використовується для досягнення стійкості до невизначеностей моделі та зовнішніх перешкод, тоді як алгоритм керування нейронною мережею використовується для покращення продуктивності відстеження системи.

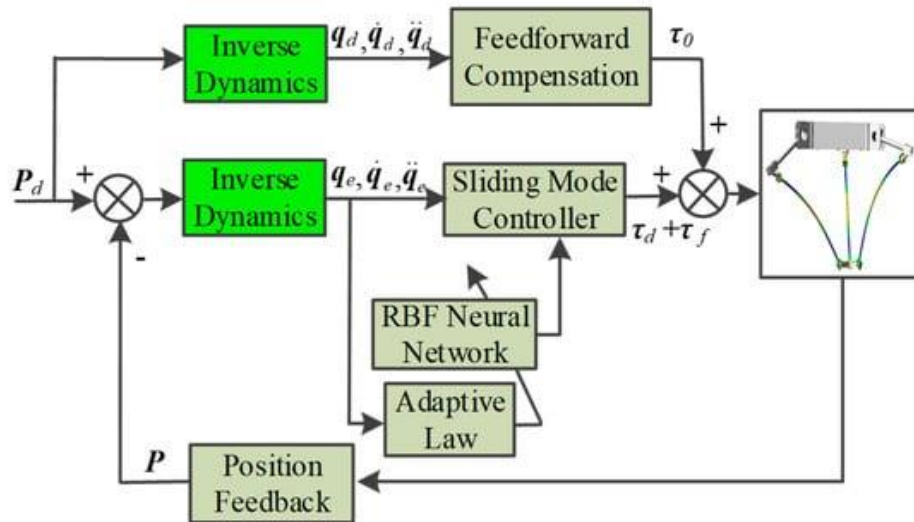


Рисунок 1.30 – Блок-схема управління [20]

Для оцінки ефективності запропонованого методу керування автори проводять моделювання та експерименти на прототипі гнучкого просторового паралельного робота. Результати показують, що запропонований метод контролю є ефективним для придушення вібрації та покращення продуктивності стеження. Автори також порівнюють свій метод з іншими існуючими методами контролю та демонструють, що їхній метод перевершує ці методи з точки зору придушення вібрації та ефективності відстеження.

Загалом у статті представлено новий метод керування для придушення вібрації в гнучких просторових паралельних роботах. Запропонований метод поєднує в собі адаптивне керування режимом ковзання та керування нейронною мережею, і показано, що він ефективний у моделюванні та експериментах. Результати свідчать про те, що запропонований метод має потенціал для практичного застосування в гнучкому просторовому паралельному керуванні роботами.

У статті [22] представлено експериментальне дослідження щодо застосування подієвого керування нейронною мережею на паралельному маніпуляторі (рис. 1.31). Запропонований спосіб управління призначений для підвищення ефективності управління паралельним маніпулятором, зокрема в ситуаціях з високошвидкісними рухами і збуреннями.

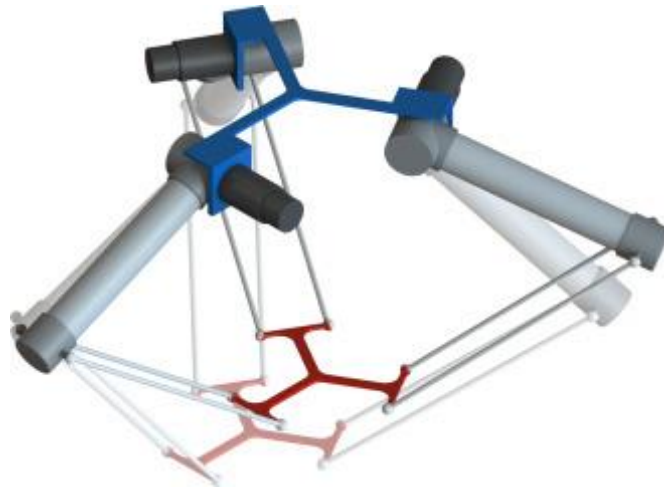


Рисунок 1.31 – Будова типового маніпулятора Delta [22]

У статті представлена математичну модель паралельного маніпулятора та описано дизайн запропонованої системи керування нейронною мережею на основі подій. Система управління заснована на подійно-ініціальному механізмі, який знижує обчислювальне навантаження на контролер нейронної мережі та підвищує швидкість його відгуку.

Для оцінки ефективності запропонованого способу керування авторами проведено експерименти на прототипі паралельного маніпулятора. Експерименти включають кілька завдань, включаючи контроль позиції, відстеження траєкторії та придушення завад. Результати показують, що запропонований метод керування є ефективним для покращення ефективності керування паралельним маніпулятором, особливо в ситуаціях з високошвидкісними рухами та збуреннями. Автори також порівнюють свій метод з іншими існуючими методами контролю та демонструють, що їхній метод перевершує ці методи з точки зору продуктивності контролю.

Загалом у статті представлено експериментальне дослідження застосування подієвого керування нейронною мережею на паралельному маніпуляторі. Запропонований метод керування призначений для покращення ефективності керування паралельним маніпулятором у ситуаціях з високошвидкісними рухами та збуреннями та показаний експериментально. Результати свідчать про те, що запропонований метод має потенціал для практичного застосування в паралельному керуванні маніпулятором.

У статті [23] представлено новий підхід до зворотного кінематичного керування дельта-роботом за допомогою нейронних мереж у реальному часі. Запропонований метод спрямований на підвищення ефективності керування та зниження обчислювального навантаження зворотного кінематичного керування.

Автори представляють математичну модель дельта-робота та описують дизайн запропонованої інверсної кінематичної системи керування з використанням нейронних мереж (рис. 1.32). Нейронна мережа навчається в автономному режимі, щоб зіставляти положення кінцевого ефектора з відповідними кутами з'єднання, а потім реалізується в режимі керування в реальному часі.

Для оцінки ефективності запропонованого методу керування автори проводять моделювання та експерименти на прототипі дельта-робота. Отримані результати показують, що запропонований метод є ефективним для підвищення ефективності керування дельта-роботом та зниження обчислювального навантаження зворотного кінематичного керування. Автори також порівнюють свій метод з іншими існуючими методами керування та демонструють, що їхній метод перевершує ці методи з точки зору продуктивності керування та ефективності обчислень.

Для оцінки ефективності запропонованого методу керування автори проводять моделювання та експерименти на прототипі дельта-робота. Отримані результати показують, що запропонований метод є ефективним для підвищення ефективності керування дельта-роботом та зниження

обчислювального навантаження зворотного кінематичного керування. Автори також порівнюють свій метод з іншими існуючими методами керування та демонструють, що їхній метод перевершує ці методи з точки зору продуктивності керування та ефективності обчислень.

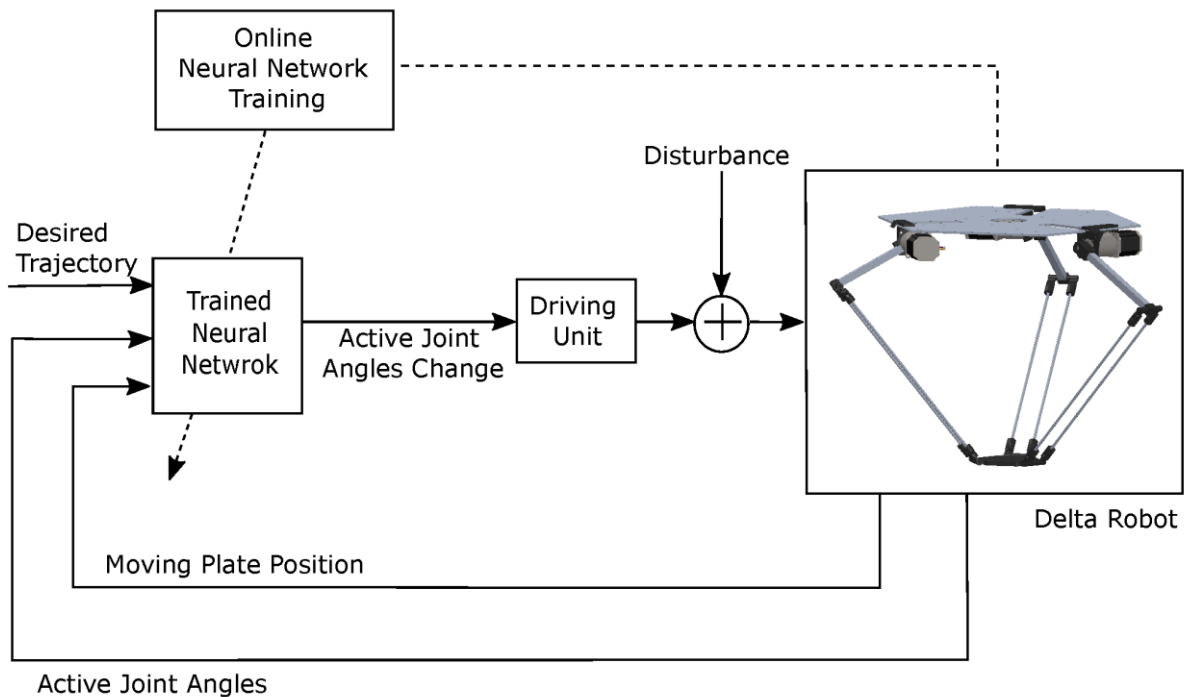


Рисунок 1.32 – Блок-схема управління відстеженням траєкторії дельта-робота за допомогою нейронної мережі в реальному часі [23]

Для оцінки ефективності запропонованого методу керування автори проводять моделювання та експерименти на прототипі дельта-робота. Отримані результати показують, що запропонований метод є ефективним для підвищення ефективності керування дельта-роботом та зниження обчислювального навантаження зворотного кінематичного керування. Автори також порівнюють свій метод з іншими існуючими методами керування та демонструють, що їхній метод перевершує ці методи з точки зору продуктивності керування та ефективності обчислень.

Загалом у статті представлено новий підхід до інверсного кінематичного керування дельта-роботом за допомогою нейронних мереж у реальному часі.

Показано, що запропонований метод є ефективним у моделюванні та експериментах і має потенціал для практичного застосування в дельта-управлінні роботами. Результати свідчать про те, що запропонований метод може покращити продуктивність керування та зменшити обчислювальне навантаження зворотного кінематичного керування в інших типах роботів.

У статті [24] представлено новий підхід до керування роботом за допомогою генеративних моделей і візуального зворотного зв'язку. Запропонований метод спрямований на вивчення генеративної моделі, яка може зіставляти візуальні дані з командами керування роботом, і використовувати цю модель для створення команд керування роботом у реальному часі.

Автори представляють дизайн запропонованої генеративної моделі для керування роботом за допомогою візуального зворотного зв'язку. Модель складається з мережі кодера та мережі декодера, які навчаються за допомогою набору даних візуального введення та відповідних команд керування роботом.

Щоб оцінити продуктивність запропонованого методу, автори проводять експерименти на роботі Baxter (рис. 1.33), який виконує завдання «кілочок в отворі».

Результати (рис. 1.34, 1.35) показують, що запропонований метод є ефективним у створенні команд керування роботом у режимі реального часу за допомогою візуального зворотного зв'язку та перевершує інші існуючі методи керування з точки зору продуктивності керування та ефективності обчислень.

Загалом у статті представлено новий підхід до керування роботами за допомогою генеративних моделей та візуального зворотного зв'язку. Показано, що запропонований метод ефективний в експериментах і має потенціал для практичного застосування в управлінні роботами. Результати свідчать про те, що запропонований метод може покращити продуктивність керування та зменшити обчислювальне навантаження на керування роботом також у інших завданнях.

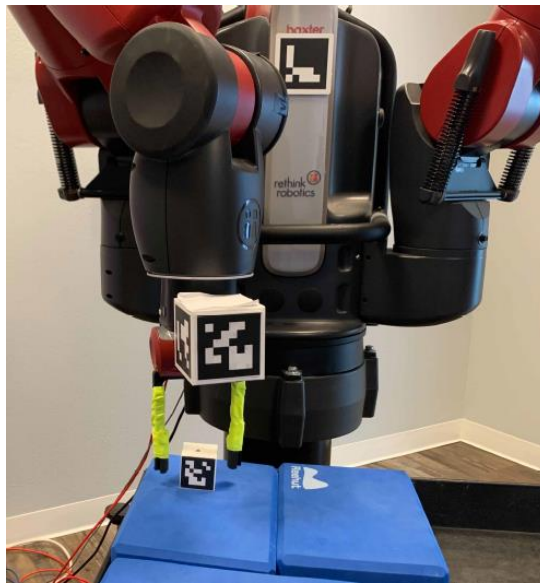


Рисунок 1.33 – Експериментальний робот Baxter [24]

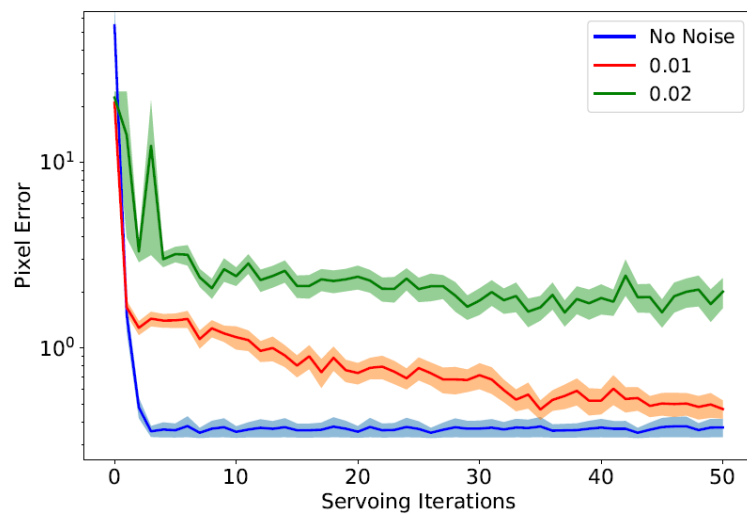


Рисунок 1.34 – Похибка пікселя від кількості ітерацій сервоприводу при роботі з шумовим декартовим контролером [24]

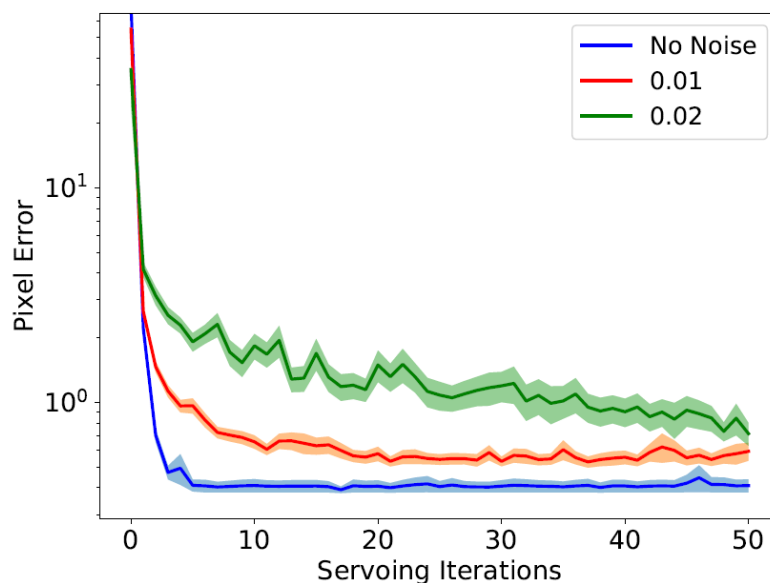


Рисунок 1.35 – Похибка пікселя від кількості ітерацій сервоприводу при роботі з шумовим контролером з'єднання [24]

У статті [27] представлено розробку та оцінку нового інтелектуального візуального сервоконтролера для робота-маніпулятора з використанням нейронної мережі Reinforcement Learning. Автори впроваджують методи машинного навчання в схему управління на основі бачення, що дозволяє роботу покращувати свою продуктивність онлайн і адаптуватися до мінливих умов навколишнього середовища. Два різних алгоритми тимчасової різниці, Q-навчання та SARSA, у поєднанні з нейронними мережами розроблено та перевірено за допомогою різних сценаріїв візуального контролю. У статті також представлено порівняння з традиційним візуальним обслуговуванням на основі зображень, а експериментальні результати показують ефективність запропонованого підходу в реальних додатках.

У роботі [27] автори реалізують алгоритм нейронної мережі Reinforcement Learning у гібридній схемі керування, щоб забезпечити онлайн-навчання та адаптацію до умов, що змінюються. Автори використовують базу даних репрезентативних зразків навчання для прискорення конвергенції нейронної мережі до оптимальної Q-функції (рис. 1.36). Крім того, завдання візуального контролю розділено на два незалежних етапи. На першому етапі

використовується контролер Reinforcement Learning нейронної мережі, щоб центрувати робота з ціллю, а на другому етапі керування перемикається між контролером Visual Servo на основі зображення та контролером Reinforcement Learning нейронної мережі, щоб робот міг залишатися на бажаному шляху. Незалежні області інтересу для візуальних функцій визначаються в площині зображення окремо для обох етапів керування, щоб забезпечити видимість функції зображення в кожному циклі керування.

По-друге, автори представляють різні симуляції, розроблені в MATLAB, щоб показати стійкість системи щодо помилки калібрування, помилки моделювання та шуму зображення. Результати експерименту показують, що інтелектуальний контролер може вибрати оптимальну дію, незважаючи на складні умови, такі як наявність помилки калібрування, помилки моделювання та шуму зображення. Конвергенція забезпечується в кожному завданні з дуже хорошою кінцевою продуктивністю враховуючи складні змодельовані умови.

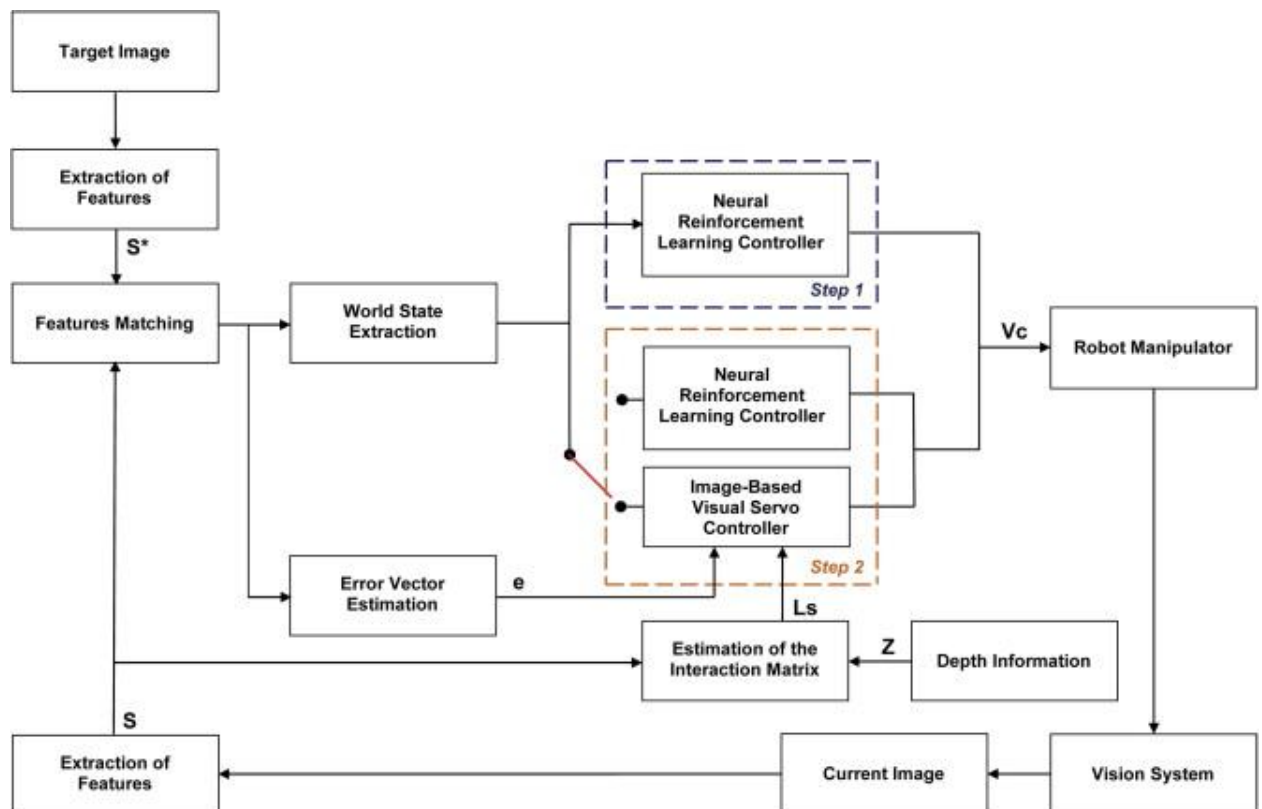


Рисунок 1.36 – Блок-схема керування зі зворотним зв'язком [27]

Автори проводять реальні експерименти на роботі-маніпуляторі з недорогою системою зору, щоб довести ефективність запропонованого підходу. Результати показують, що запропонований метод може забезпечити надійну роботу щодо непередбачуваних умов у режимі реального часу. Запропонований підхід перевершує традиційне візуальне обслуговування на основі зображень з точки зору ефективності та надійності.

У статті [28] представляється інноваційний підхід до керування програмним маніпулятором за допомогою глибокого навчання з підкріпленням (DRL). Автори усвідомлюють проблеми, пов'язані з керуванням програмними роботами, включаючи труднощі моделювання та прогнозування їхньої динамічної поведінки.

Щоб вирішити цю проблему, автори пропонують замкнуту систему керування, яка використовує DRL для вивчення оптимальної політики керування для програмного маніпулятора. Вони розробляють середовище моделювання для навчання агента DRL, де агент отримує зворотний зв'язок із середовища для оптимізації своєї політики контролю. Запропонований метод оцінено на прототипі програмного маніпулятора, і результати демонструють, що запропонований контролер на основі DRL перевершує традиційні методи керування з точки зору точності відстеження та усунення завад.

Автори надають вичерпний огляд літератури щодо пов'язаної роботи з керування м'якими роботами, включаючи традиційні методи керування та останні розробки в управлінні на основі DRL. Вони підкреслюють переваги керування на основі DRL, у тому числі його здатність вчитися на даних і адаптуватися до мінливого середовища, а також обговорюють проблеми застосування DRL до програмних роботів, такі як потреба у великих обсягах навчальних даних. Структурну схему системи навчання та результати навчання наведено на рисунках 1.37 та 1.38.

Загалом, ця стаття робить цінний внесок у сферу керування м'якими роботами, зокрема в області керування на основі DRL. Автори надають добре

структуровану та детальну презентацію своєї методології, яка може слугувати корисною довідкою для дослідників та практиків у цій галузі.

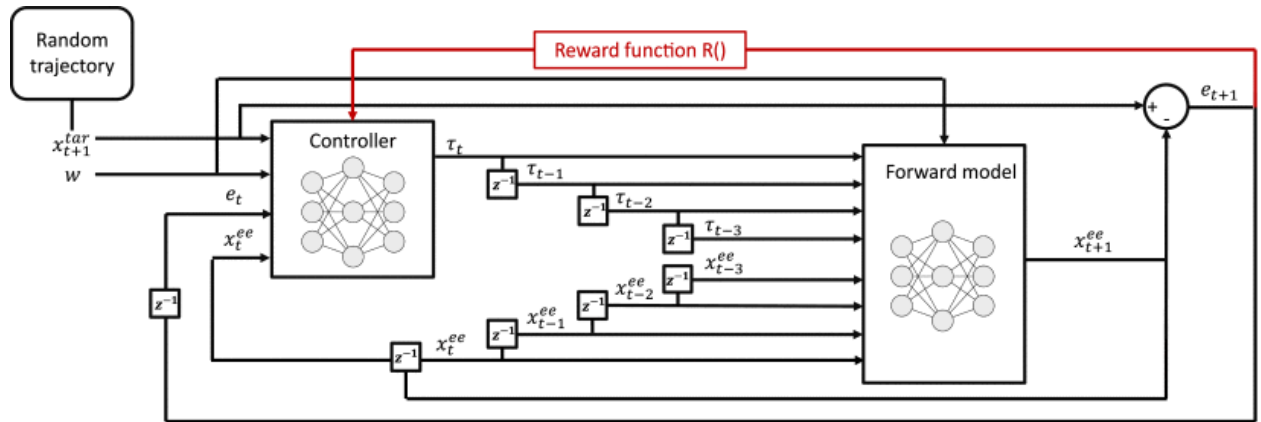


Рисунок 1.37 – Структурна схема системи навчання [28]

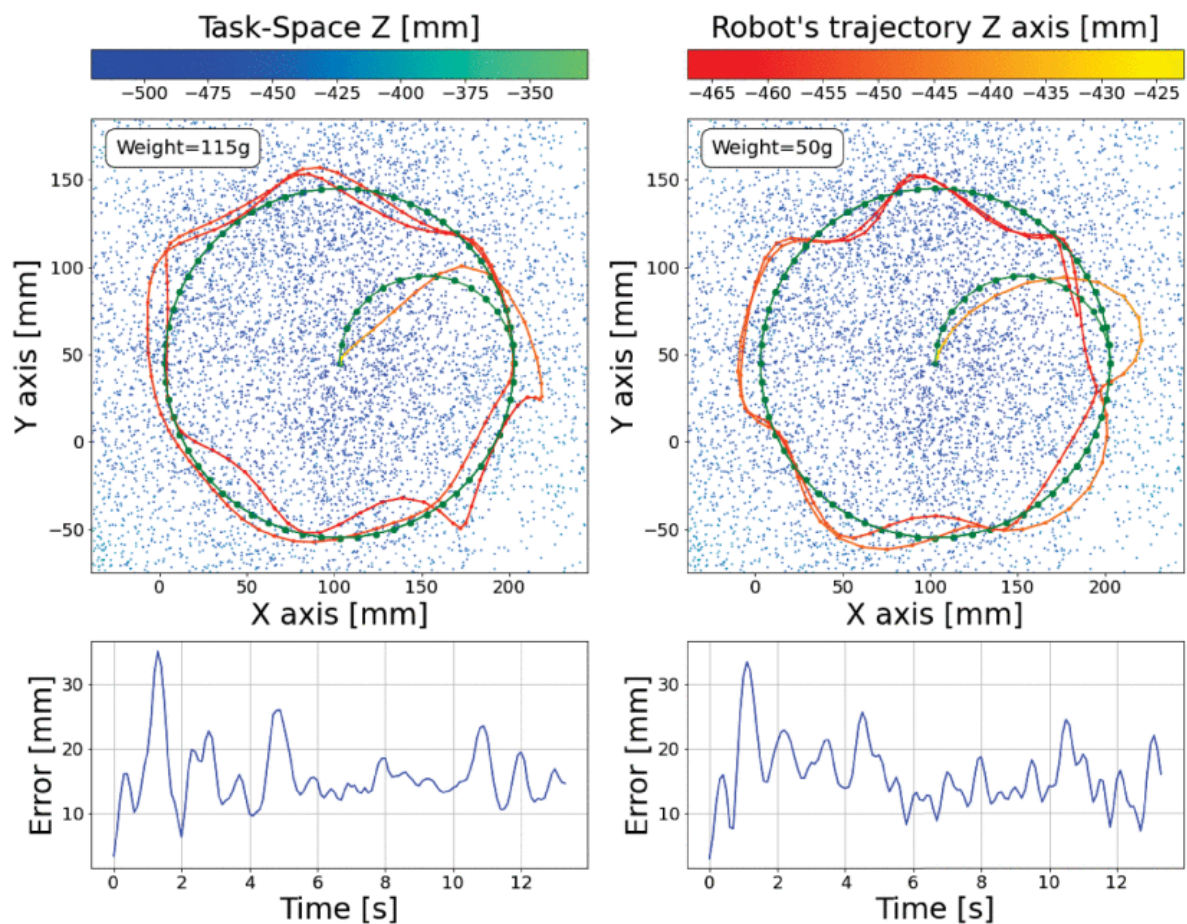


Рисунок 1.38 – Замкнуті траєкторії на AM-I-Support з вагами [28]

У статті [29] пропонується модель нейронної мережі для навчання з підкріпленням для керування роботом-маніпулятором із невідомими параметрами та мертвими зонами. Модель містить три підмережі: мережу стану для прогнозування стану маніпулятора, мережу критичної оцінки індексу ефективності та мережу дії для вивчення оптимальної політики контролю (рис. 1.39). Проаналізовано та продемонстровано конвергенцію правил навчання запропонованої моделі за допомогою моделювання дволанкового робота-маніпулятора.

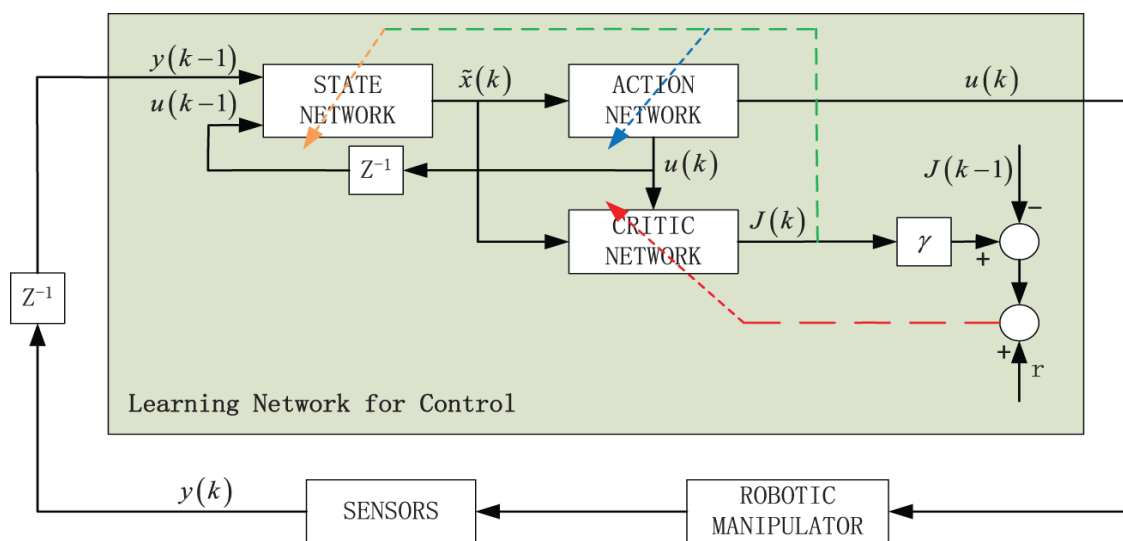


Рисунок 1.39 – Модель нейронної мережі для керування роботом-маніпулятором шляхом навчання з підкріпленням [29]

Запропонована модель важлива своєю здатністю керувати складними динамічними системами без попереднього знання динаміки або параметрів системи. Здатність моделі до навчання дозволяє їй адаптуватися до середовища, що змінюється, і справлятися з нелінійністю в системі. Збіжність правил навчання доведено на основі теорії стійкості Ляпунова, що додає надійності та стабільності підходу. Результати навчання представлені на рисунку 1.40.

У статті представлено практичне вирішення важливої проблеми в області робототехніки, а запропонований підхід може бути застосований до

інших роботизованих систем маніпулятора з невідомою динамікою та параметрами. Дослідження забезпечує основу для майбутніх досліджень щодо розширення запропонованого підходу для керування робототехнічними системами з більш ніж двома зв'язками.

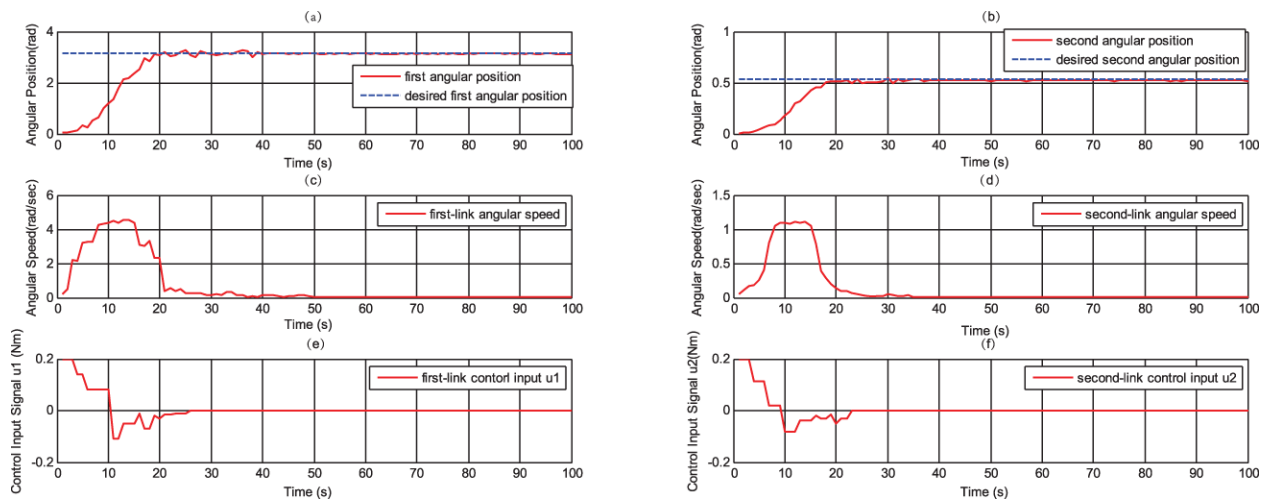


Рисунок 1.40 – Результати навчання:

(а, б) – кутові положення робота-маніпулятора; (с, d) – кутові швидкості роботизованого маніпулятора; (е, f) – керуючі входи робота-маніпулятора, створені мережею [29]

Нечітка логіка, нейронні мережі та генеративні контролери — це всі типи інтелектуальних систем керування, які використовуються для керування різними типами машин, включаючи паралельні маніпулятори. Кожна з цих систем управління має свої переваги і недоліки.

Переваги нечіткої логіки включають її здатність обробляти неточні або невизначені дані, оскільки вона дозволяє приймати гнучкі та суб'єктивні рішення. Він також може легко працювати з нелінійними системами, що робить його ідеальним для керування складними системами. Однак недоліком нечіткої логіки є те, що може бути складно розробити та оптимізувати правила системи, і для ефективної реалізації може знадобитися значний досвід.

Нейронні мережі, з іншого боку, дуже добре вчаться на даних і адаптуються до мінливого середовища. Вони можуть обробляти великі обсяги даних і часто досягають високої точності в таких завданнях, як розпізнавання образів і прогнозування. Однак нейронні мережі можуть бути схильні до переобладнання і можуть потребувати тривалого навчання, щоб працювати добре.

Генеративні контролери часто використовуються в робототехніці та інших сферах для генерації керуючих сигналів для машин. Вони можуть ефективно адаптуватися до мінливих умов і часто можуть оптимізувати керуючі сигнали в режимі реального часу. Однак генеративні контролери може бути складно розробити, і для їх реалізації може знадобитися значна кількість обчислювальної потужності.

Висновки до розділу

Кожна зі стратегій управління має свої плюси і мінуси, і вибір конкретної стратегії контролю залежить від конкретних вимог програми. Крім того, реалізація та налаштування цих контролерів вимагають глибокого розуміння базових принципів і динаміки системи паралельного маніпулятора. Подальші дослідження в цій галузі необхідні для розробки більш ефективних і надійних стратегій контролю, які можуть вирішити проблеми паралельних маніпуляторів у режимі реального часу. Для вирішення такої проблеми, застосовуються інтелектуальні системи керування.

З точки зору керування паралельними маніпуляторами, нейронна мережа з навчанням з підкріпленням часто надається перевагу, оскільки вона поєднує в собі переваги нейронних мереж і навчання з підкріпленням. Навчання з підкріпленням дозволяє системі вчитися на власному досвіді та відповідно коригувати свою поведінку. Це особливо корисно для паралельних маніпуляторів, оскільки вони часто працюють у динамічних середовищах, де умови можуть швидко змінюватися.

ВИБІР МЕТОДУ КЕРУВАННЯ УСТАНОВКОЮ ПАРАЛЕЛЬНОЇ СТРУКТУРИ

Під навчанням штучної нейронної мережі розуміється процес налагодження вагових коефіцієнтів $w_{i,j}$ її базових процесорних елементів, результатом чого є виконання мережею конкретних завдань - розпізнавання, оптимізації, апроксимації, управління. Досягнення подібних цілей формалізується критерієм якості, мінімальне значення якого відповідає найкращому вирішенню поставленого завдання.

Різноманіття алгоритмів навчання визначається функціональним призначенням мережі, її архітектурою і вибраною стратегією навчання. Розрізняють три основні стратегії навчання: з учителем, з самонавчанням і з підкріпленням.

При навчанні з учителем нейронна мережа навчається на розміченому наборі даних і прогнозує відповіді, які використовуються для оцінки точності алгоритму на навчальних даних.

При навчанні без учителя модель використовує нерозмічені дані, з яких алгоритм самостійно намагається витягти ознаки і залежності.

Навчання з частковим залученням вчителя є чимось середнім. Воно використовує невелику кількість розмічених даних і великий набір нерозмічених.

Навчання з підкріпленням тренує алгоритм за допомогою системи заохочень. Агент отримує зворотний зв'язок у вигляді винагород за правильні дії.

Навчання з підкріпленням (reinforcement learning) – це метод машинного навчання, при якому відбувається навчання моделі, яка не має відомостей про систему, але має можливість виробляти будь-які дії в ній. Дії переводять систему в новий стан і модель отримує від системи певну винагороду.

Відгуком середовища (а не спеціальної системи управління підкріпленням, як це відбувається в навчанні з учителем) на прийнятті рішення є сигнали підкріплення, тому таке навчання є окремим випадком навчання з учителем, але учителем є середовище або її модель. Також потрібно мати на увазі, що деякі правила підкріплення базуються на неявних вчителях.

Навчання з підкріпленням передбачає відповідні дії для максимізації винагороди за певних обставин. Використовується різними програмами та машинами для визначення оптимального способу дій за певних обставин. У навчанні з підкріпленням немає правильної відповіді, але агент підкріплення вирішує, що робити, щоб виконати завдання. Це відрізняється від навчання під контролем, де навчальні дані включають ключ відповіді, і модель навчається з цією відповіддю. За відсутності навчального набору даних модель зобов'язана здобувати знання на основі власного досвіду.

Вивчення процесу прийняття рішень називається навчанням з підкріпленням (reinforcement learning, RL). Воно передбачає розуміння того, як діяти в тій чи іншій ситуації, щоб отримати максимальну вигоду. Дані для RL збираються з систем машинного навчання, які використовують процес спроб і помилок. Дані не є частиною вхідних даних, які можна знайти в контрольованому або неконтрольованому машинному навчанні.

Алгоритми, що використовуються в навчанні з підкріпленням, визначають наступний курс дій на основі результатів. Алгоритм отримує зворотний зв'язок після кожного кроку, який допомагає визначити, чи було прийняте ним рішення хорошим, поганим або байдужим. Це корисний метод для автоматизованих систем, які повинні приймати численні крихітні рішення без нагляду людини.

Навчання з підкріпленням - це автономна система, що самонавчається, яка, по суті, навчається методом спроб і помилок. Іншими словами, це навчання на практиці для отримання найкращих результатів. Воно виконує дії з наміром максимізувати вигоду.

Архітектура "актор-критик" є популярним підходом для задач навчання з підкріпленням, які включають в себе безперервні простори дій. У цій архітектурі актор відповідає за вибір дій у середовищі, в той час як критик оцінює дії, виконані актором, і надає зворотній зв'язок про те, як їх покращити. Загальна схема підходу «Актор-Критик» зображена на рисунку 2.1.

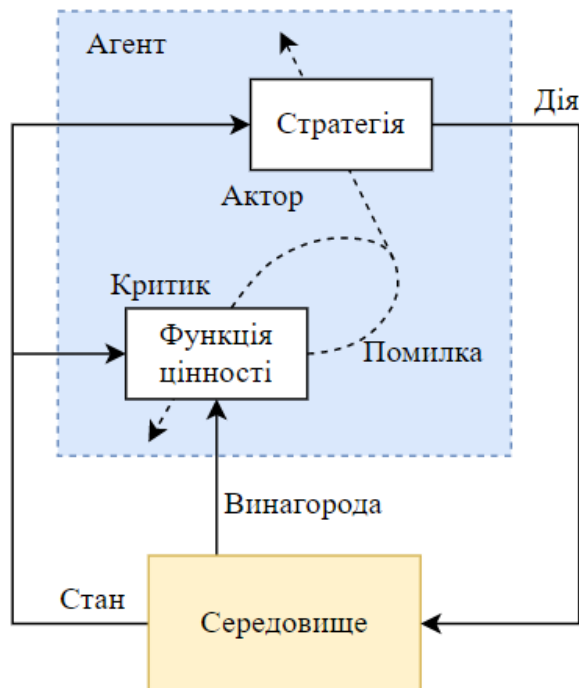


Рисунок 2.1 – Схема навчання з підкріпленням «Актор-Критик»

Актор виконує дії на основі вивченої стратегії, яка є функцією, що зіставляє стани з діями. Стратегія зазвичай представлена нейронною мережею, яка приймає стан середовища на вході і виводить розподіл ймовірностей можливих дій. Актор обирає дію на основі цього розподілу, а потім отримує зворотній зв'язок у вигляді винагороди від середовища.

Критик забезпечує зворотний зв'язок з актором, оцінюючи функцію цінності, яка є функцією, що прогнозує очікувану винагороду, яка може бути отримана з даного стану. Критик використовує функцію цінності для оцінки дій, вжитих актором, і забезпечує зворотний зв'язок щодо шляхів покращення. Функція цінності також зазвичай представлена нейронною мережею, яка

приймає стан навколишнього середовища як вхідний сигнал і видає прогноз очікуваної майбутньої винагороди.

Під час навчання актор-критик взаємодіє з навколишнім середовищем і вчиться на його досвіді. Агент оновлює свою стратегію і функцію цінності на основі зворотного зв'язку, отриманого від середовища.

Поведінка агента визначається стратегією, π , яка відображає стани у розподіл ймовірностей над діями $\pi: S \rightarrow P(A)$. Навколишнє середовище, E , також може бути стохастичним. Розроблювана модель має простір станів S , простір дій $A = \mathbf{R}^N$, початковий розподіл станів $p(s_1)$, динаміку переходів $p(s_{t+1}|s_t, a_t)$ та функцію винагороди $r(s_t, a_t)$.

Дохід від стану визначається як сума дисконтованої майбутньої винагороди:

$$R_t = \sum_{i=t}^T \gamma^{(i-t)} r(s_i, a_i) \quad (2.1)$$

з коефіцієнтом дисконтування $\gamma [0; 1]$. Винагорода залежить від обраних дій, а отже від стратегії π , і може бути стохастичним. Метою навчання з підкріпленням є вивчення стратегії, яка максимізує очікувану винагороду від початкового розподілу

$$J = \mathbb{E}_{r_i, s_i \sim E, a_i \sim \pi} [R_1] \quad (2.2)$$

дисконтованим розподілом дій для стратегії π через p^π .

Функція "дія-значення" використовується в багатьох алгоритмах навчання з підкріпленням. Вона описує очікувану віддачу після виконання дії a_t у стані s_t і подальшого дотримання стратегії π :

$$Q^\pi(s_t, a_t) = \mathbb{E}_{r_i \geq t, s_i > t \sim E, a_i > t \sim \pi} [R_t | s_t, a_t]. \quad (2.3)$$

Багато підходів у навчанні з підкріпленням використовують рекурсивну залежність, відому як рівняння Беллмана:

$$Q^\pi(s_t, a_t) = \mathbb{E}_{r_t, s_{t+1} \sim E} \left[r(s_t, a_t) + \gamma \mathbb{E}_{a_{t+1} \sim \pi} [Q^\pi(s_{t+1}, a_{t+1})] \right]. \quad (2.4)$$

Якщо цільова політика є детермінованою, її можна описати як функцію, що залежить від μ ,

$$S \leftarrow A$$

і уникнути внутрішнього очікування:

$$Q^\mu(s_t, a_t) = \mathbb{E}_{r_t, s_{t+1} \sim E} [r(s_t, a_t) + \gamma Q^\mu(s_{t+1}, \mu(s_{t+1}))]. \quad (2.5)$$

Очікування залежить лише від середовища. Це означає, що можна дізнатися Q^μ поза стратегією, використовуючи переходи, які генеруються з іншої стратегії стохастичної поведінки β .

Q-навчання [30] загальнозживаний алгоритм без стратегії, використовує жадібну стратегію $\mu(s) = \operatorname{argmax}_a Q(s, a)$. Розглядаються апроксиматори функцій, параметри яких задано параметром θ^Q , які оптимізуються, мінімізуючи втрати:

$$L(\theta^Q) = \mathbb{E}_{S_t \sim \rho^\beta, a_t \sim \beta, r_t \sim E} [(Q(s_t, a_t | \theta^Q) - y_t)^2], \quad (2.6)$$

де

$$y_t = r(s_t, a_t) + \gamma Q(s_{t+1}, \mu(s_{t+1}) | \theta^Q). \quad (2.7)$$

Хоча y_t також залежить від θ^Q , це зазвичай ігнорується.

Використання великих нелінійних апроксиматорів функцій для функцій вартості навчання або вартості дії часто уникали в минулому, оскільки

теоретичні гарантії продуктивності неможливі, а практично навчання має тенденцію бути нестабільним. У роботах [31, 32] автори адаптували алгоритм Q-learning для ефективного використання великих нейронних мереж як апроксиматорів функцій. Їхній алгоритм зміг навчитися грати в ігри Atari з пікселів. Для того, щоб масштабувати Q-навчання, вони запровадили дві основні зміни: використання буферу відтворення та окрему цільову мережу для обчислення u_t . Вони застосовуються у даній роботі у контексті DDPG.

Контролери на базі нейронної мережі з навчанням із підкріпленням (RL) мають кілька переваг перед контролерами на базі нечіткої логіки, іншими типами контролерів нейронної мережі та генеративними алгоритмами для керування паралельними маніпуляторами, що також забезпечує керування у режимі реального часу [25].

Контролери нейронної мережі RL можуть адаптуватися до мінливої динаміки системи, на відміну від контролерів нечіткої логіки, які вимагають попередньо визначених наборів правил. Це робить контролери RL більш ефективними в складних динамічних системах.

Керування за допомогою нейронної мережі RL може знаходити оптимальні стратегії керування методом проб і помилок. Це особливо важливо в нелінійних, невизначених системах, де важко знайти оптимальні стратегії керування за допомогою аналітичних методів, прикладом такого об'єкту є установка що розглядається.

Контролери нейронної мережі RL можуть вчитися на досвіді та адаптуватися до неочікуваних збурень, що робить їх надійнішими, ніж контролери на основі інших типів нейронних мереж або генеративних алгоритмів.

Такі нейроконтролери можуть добре узагальнювати нові ситуації та конфігурації системи. Це означає, що вони можуть бути застосовані до широкого діапазону паралельних маніпуляторів без необхідності перенавчання мережі для кожної нової конфігурації системи.

Загалом, адаптивний, оптимальний, надійний та узагальнений характер контролерів нейронної мережі RL робить їх ефективним вибором для керування паралельними маніпуляторами порівняно з контролерами нечіткої логіки, іншими типами контролерів нейронної мережі або генеративними алгоритмами [25].

Висновки до розділу

У другому розділі обгрунтовано, що використання інтелектуальних методів і технологій управління, побудованих на основі нейронних мережевих систем, які використовують алгоритми навчання з підкріпленням, є практичним завдяки організації зворотного зв'язку у вигляді винагороди за правильну поведінку. Оскільки паралельні маніпулятори часто працюють у динамічних контекстах, де ситуація може швидко змінюватися, це корисно для них. Також, було наведено математичний опис інтелектуальної системи керування установкою на основі навчання з підкріпленням, що було використано для розробки програмного та апаратного забезпечення.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА КЕРВАННЯ ЛАБОРАТОРНИМ СТЕНДОМ НА ОСНОВІ НАВЧАННЯ З ПІДКРІПЛЕННЯМ

Архітектура запропонованої системи керування складається з чотирьох частин (рис. 3.1): системи роботизованого маніпулятора, що працює як середовище, системи винагороди, що забезпечує винагороду для системи навчання з підкріпленням, системи критики, що використовується для оцінки стратегії, і актора, що пропонує стратегію керування для роботизованого маніпулятора. Завдяки взаємодії між цими чотирма частинами, оптимальна стратегія управління вивчається поступово.

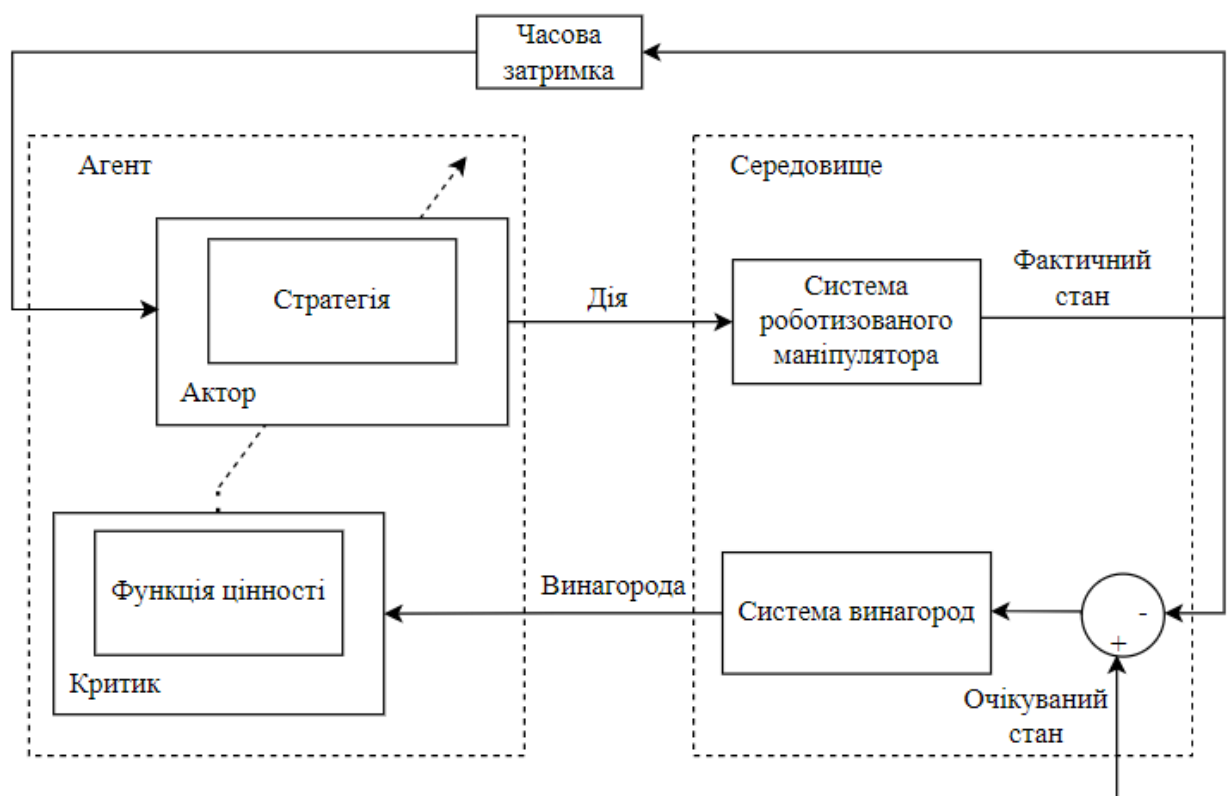


Рисунок 3.1 – Структурна схема інтелектуальної системи керування

На рисунку 3.2 зображено схему взаємодії нейроконтролера з середовищем. Середовище описується задавачем очікуваної траєкторії,

системою винагород, приводами крокових двигунів, сенсорами положення, та дво-координатним транспортним модулем.

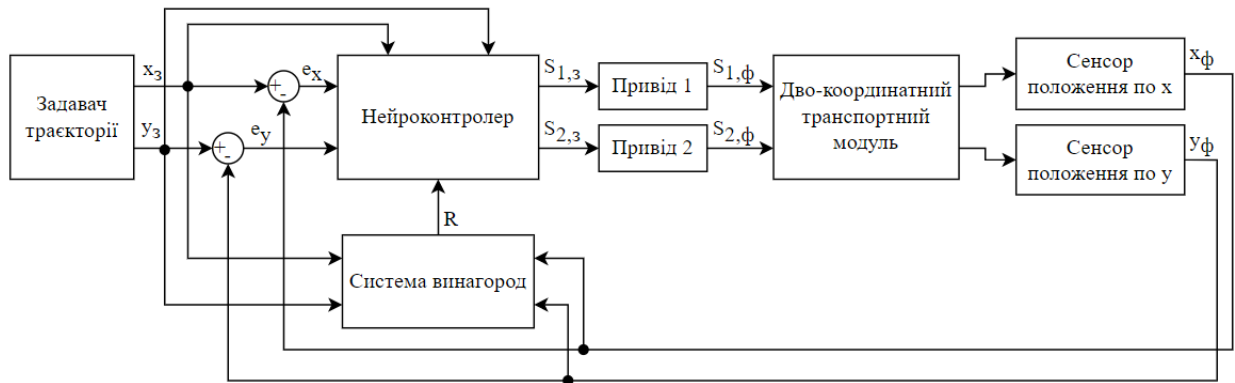


Рисунок 3.2 – Схема складових компонентів середовища

На вхід нейроконтролер передаються значення бажаного кінцевого положення, похибка відхилення від бажаного кінцевого положення та винагорода. На виході нейроконтролера утворюються дії – керуючі сигнали, що подаються на каретки крокових двигунів, що перетворюють керуючий сигнал з бажаного у фактичний через існування завад. Фактичний керуючий сигнал змінює положення робочого органу маніпулятора, координати якого зчитуються сенсорами положення по осях x та y . В результаті чого отримано фактичне положення дво-координатного транспортного модуля. Система винагород приймає отримані значення координат та порівнює їх з бажаним значенням, внаслідок чого, формує винагороду за прийняте нейроконтролером рішення.

Розглядається схему навчання з підкріпленням, що складається з агента, який взаємодіє з середовищем E в дискретні моменти часу. На кожному кроці t агент отримує спостереження x_t , виконує дію a_t і отримує скалярну винагороду r_t . Загалом, середовище може бути частково спостережуваним, так що для опису стану може знадобитися вся історія спостереження, пари дій $s_t = (x_1, a_1, \dots, a_{t-1}, x_t)$. У даній роботі припускається, що середовище є повністю спостережуваним, тому $s_t = x_t$.

Мережа Критик – це глибока нейронна мережа, яка намагається апроксимувати функцію Q-значення, яка в сценарії навчання з підкріпленням означає прогнозовану кумулятивну винагороду для певної пари спостереження-дія. Шлях спостереження, шлях дії та загальний шлях є трьома основними компонентами. Архітектуру мережі Критик зображено на рисунку 3.3.

Спостереження є вхідними даними для шляху спостереження, який обробляє їх через 50 і 25 повністю пов'язаних шарів відповідно. Шар `obsPathOutLayer`, який діє як вихід шляху спостереження, підключається після того, як вихід шляху спостереження пройшов через функцію активації ReLU.

Подібно до цього, шлях дії приймає дію як вхід і обробляє її через повністю з'єднаний шар, що складається з 11 одиниць. Шар `actPathOutLayer`, який слугує виходом шляху дії, з'єднаний з виходом шляху дії.

Результати шляхів спостереження та дії об'єднуються в загальний шлях. Він починається з шару додавання, який елементарно об'єднує виходи. Вихід мережі критиків, який представлений єдиною одиницею в результаті, потім надсилається через функцію активації ReLU і повністю пов'язаний шар. Цей вихід називається `CriticOutput`.

Загалом, мережа "Критик" отримує дію та спостереження як вхідні дані, а на виході отримує оцінку Q-значення.

Глибока нейронна мережа, яка називається мережею Актор (рис. 3.4), відповідає за вироблення дій у відповідь на спостереження. Вона прагне навчитися детермінованої стратегії, яка чітко пов'язує спостереження з діями. Мережа має три одиниці у повністю зв'язаному шарі після шару вхідних даних спостережень. Після цього до виходу шару застосовується функція активації тангенса, щоб обмежити його діапазон від -1 до 1. Остаточний вихід, який відображає дію, вироблену акторною мережею, потім виробляється наступним повністю пов'язаним шаром з двома одиницями.

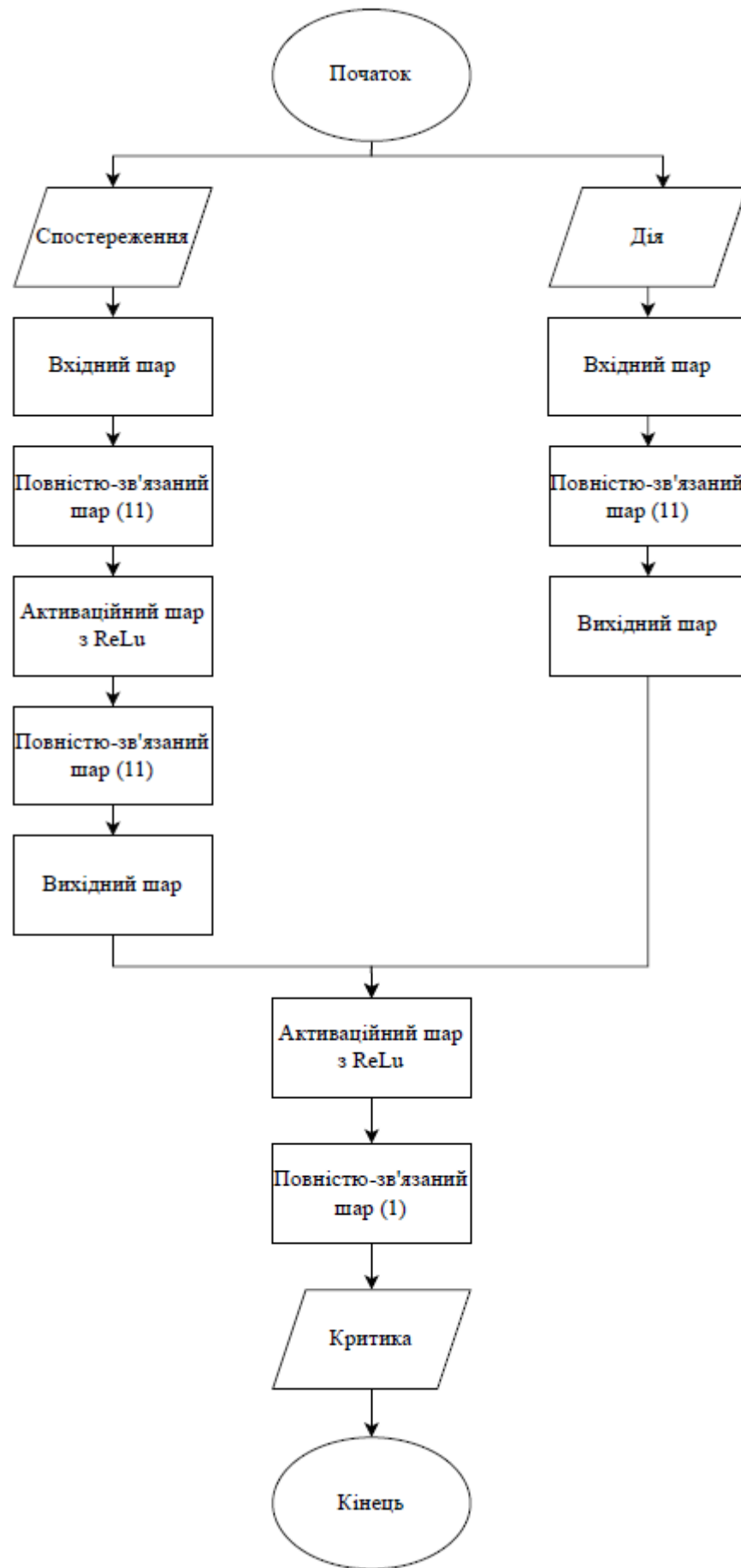


Рисунок 3.3 – Блок-схема мережі «Критик»

Глибока нейронна мережа Актор відповідає за вироблення дій у відповідь на спостереження. Вона прагне навчитися детермінованої стратегії, яка чітко пов'язує спостереження з діями. Мережа має три одиниці у повністю зв'язаному шарі після шару вхідних даних спостережень. Після цього до виходу шару застосовується функція активації тангенса, щоб обмежити його діапазон від -1 до 1. Остаточний вихід, який відображає дію, вироблену акторною мережею, потім виробляється наступним повністю пов'язаним шаром з двома одиницями. Архітектуру нейронної мережі Актор зображено на рисунку 3.4а.

Алгоритм DDPG (Deep Deterministic Policy Gradient) [37], алгоритм Актор-Критик поза стратегією для безперервних просторів дій, реалізується агентом DDPG, який поєднує в собі мережу Актор та мережу Критик. Для того, щоб виконати дію, агент використовує спостереження як вхідні дані і надсилає їх через мережу акторів. Потім мережа критиків отримує цю дію разом зі спостереженням і обчислює Q-значення для конкретної пари спостереження-дія. Архітектура агента зображено на рисунку 3.4б.

Для навчання агента використовується алгоритм DDPG, метою якого є максимізація очікуваної сукупної винагороди. Агент використовує методи градієнтної оптимізації для взаємодії з навколишнім середовищем, збору досвіду та оновлення мереж Актор та Критик.

Висновки до розділу

Запропоновано архітектуру інтелектуальної системи управління, яка складається з чотирьох компонентів: системи роботизованого маніпулятора, яка слугує середовищем; системи винагороди, яка пропонує стимули для системи навчання з підкріпленням; системи критики, яка оцінює стратегію; та актора, який пропонує стратегію управління для роботизованого маніпулятора. Розроблено модель нейронної мережі та її компонентів та побудовано блок-схеми, що відображують їхню структуру. Використовуючі

запропоновану архітектуру необхідно змодельовати інтелектуальну систему керування для реалізації алгоритму нейронної мережі.

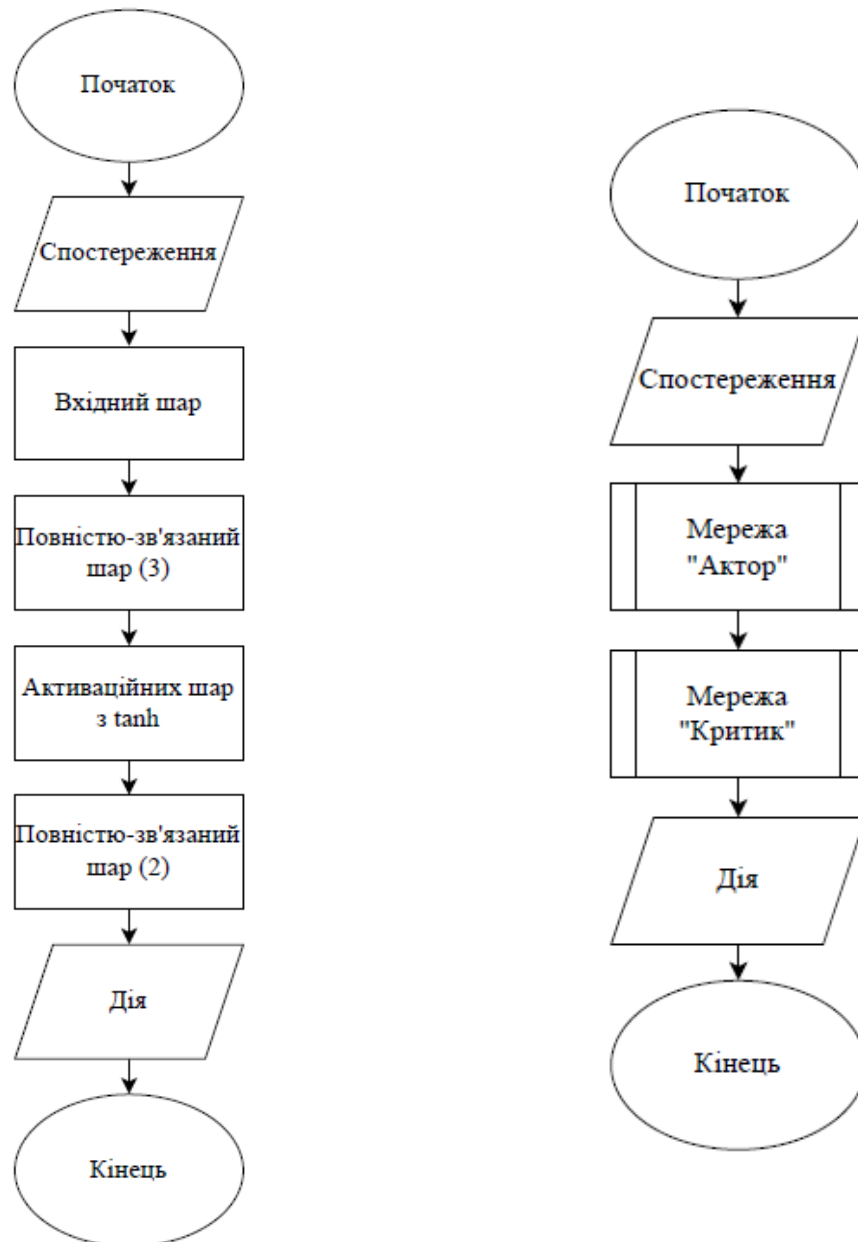


Рисунок 3.4 – Модель нейронної мережі з глибоким підкріпленням

МОДЕЛЮВАННЯ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ ЛАБОРАТОРНИМ СТЕНДОМ

4.1 Математична модель лабораторного стенду

Для того, щоб рухати робочий інструмент (орган) на майданчику, потрібно переміщувати каретки вздовж направляючих штанг. Це забезпечується роботою електродвигунів. В розглянутому випадку, рух інструменту відбувається в вертикальній площині. Кінематична схема симетричної каркасної конструкції з двома направляючими стержнями показана на рисунку 4.1 [6].

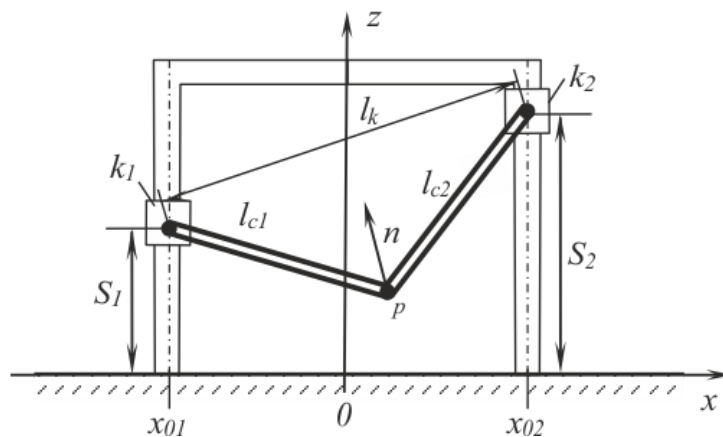


Рисунок 4.1 – Кінематична схема каркасної установки

На етапі проектування та виготовлення, геометричні розміри елементів установки визначаються як $l_{c1}, l_{c2} = l$, що представляє довжини стрижнів (балкових елементів), а також площадка P, на якій розміщений робочий інструмент. Відомими є відстань між опорами, яка дорівнює $d/2 = -x_{01} = x_{02}$, а також початкові положення кареток k_1 і k_2 , $S_{01} = 0$ і $S_{02} = 0$ [6].

Для приведеної каркасної установки розроблено математичну модель розраховану на основі кінематичної схеми (рис. 4.1) [6].

Сформульовану систему диференціальних рівнянь, яка описує рух маніпулятора і отримана за допомогою рівнянь Лагранжа з використанням невизначених множників, представлено у такій формі [6]:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2, \\ \dot{x}_2 = \frac{F_1}{m} \cdot \sin^2 \alpha_1 + \frac{F_2}{m} \cdot \sin^2 \alpha_2, \\ \dot{x}_3 = x_4, \\ \dot{x}_4 = \frac{F_1}{m} \cdot \sin \alpha_1 \cdot \cos \alpha_1 + \frac{F_2}{m} \cdot \sin^2 \alpha_2 \cdot \cos \alpha_2. \end{cases} \quad (4.1)$$

де введені позначення: $x_1 = x_2$; $x_3 = z$; F_1 та F_2 – сили в ланках маніпулятора.

Силу F_1 та F_2 створюють крокові двигуни, які працюють через гвинтові передачі.

Отримані математичні залежності дозволяють аналізувати динамічні властивості систем з багатьма приводами, що складають устаткування просторової конструкції. Вони встановлюють зв'язок між електричними параметрами приводних двигунів та координатами руху робочого органу.

4.2 Математична модель крокового двигуна

На рисунку 4.2 [7] показана структурна схема системи серво-керування з замкнутим циклом для двофазного гібридного крокового двигуна. Внутрішнє замкнене коло є колом струму. Основною метою цієї схеми є відстеження струму в обмотці гібридного крокового двигуна до заданого значення, щоб забезпечити плавний крутний момент при мікрокроковому приводі. Зовнішній цикл є циклом позиції і його метою є відстеження заданого положення вихідного навантаження.

Математична модель двофазного гібридного крокового двигуна є основою для аналізу та дослідження системи управління цим двигуном. Оскільки гібридний кроковий двигун є складним нелінійним

електромеханічним пристроєм, точний опис його і визначення нелінійних параметрів становлять виклики. Взаємозв'язок потоку, створеного наближеним постійним магнітом у фазовій обмотці, залежить від положення ротора за синусоїдальним законом, не враховуючи вплив струму статора, гістерезису та вихрових струмів. В моделі враховується лише середня проникність проміжку повітряного зазору та основний компонент, ігноруючи взаємну індуктивність між двома фазовими обмотками.



Рисунок 4.2 – Структурна схема системи управління із замкнутим контуром гібридного крокового двигуна

Передавальна функція кожного компонента крокового двигуна представлена в блок-схемі передавальної функції системи, яка показана на рисунку 4.3.

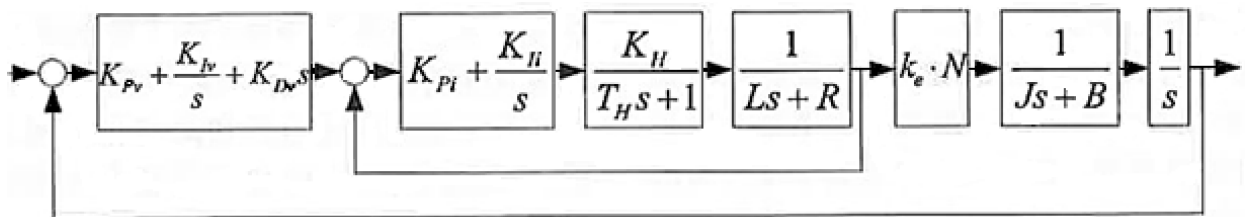


Рисунок 4.3 – Структурна схема передавальної функції системи крокового двигуна

Передавальна функція двофазного крокового двигуна визначається наступним чином [6]:

$$G(s) = \frac{(K_{Pv} + \frac{K_{iv}}{s} + K_{Dv}s)(K_{Pi}s + K_{ii})k_e N K_H}{JLs^4 + (JR + \beta L + JK_{Pi}K_H)s^3 + (JK_{ii}K_H + \beta R + \beta K_{Pi}K_H)s^2 + \beta K_{ii}K_H s}, \quad (4.2)$$

де K_{P_v} , K_{i_v} , K_{D_v} – коефіцієнти ПД-регулятора приводу;

K_{Pi} , K_{li} – коефіцієнти нелінійного компаратора зворотного зв'язку;

k_e – коефіцієнт крутного моменту;

N – коефіцієнт відновлення гармонічного редуктора;

K_H – представляє коефіцієнт напруги ланцюга приводу Н-мосту;

R – опір обмотки;

L – індуктивність обмотки;

J – момент інерції крокового двигуна;

β – коефіцієнт тертя.

Значення параметрів вибраного крокового двигуна для моделювання представлені в таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Параметри двофазного гібридного крокового двигуна

Параметр	Значення	Одиниця
L	0.0068	H
R	0.9	Ω
J	16000	$Kg.m^2$
B	0	$N.m.s/rad$
β	1	---
K_e	0.2	$N.m/A$
N	200	---
K_H	15	---
K_{li}	500	---
K_{pi}	5	---

Для визначення передавальної функції замкненої системи з регулюванням по струму та зворотнім зв'язком, були оптимізовані коефіцієнти пропорційної, інтегральної та диференціальної ланок, що в результаті

дозволило отримати належні значення для цих коефіцієнтів: $K_{pv} = 433,0817$, $K_{iv} = 6,2043$, $K_{Dv} = 1,0226e4$.

В результаті підстановки числових значень параметрів вибраного крокового двигуна одержано передаточну функцію привода у виді

$$G(s) = \frac{16,47s^3 + 1648s^2 + 69,81s + 1}{0,00005845s^5 + 0,6525s^4 + 80,94s^3 + 1648s^2 + 69,81s + 1}. \quad (4.3)$$

4.3 Аналіз робочої зони дво-координатного транспортного модулю

Максимальні можливості переміщення робочого органу можна оцінити на основі рішення прямої задачі кінематики. Для знаходження діапазонів зміни робочих параметрів окремих приводів, граничних швидкостей і прискорень необхідно вирішити обернену задачу кінематики.

Положення робочого органу, тобто його координати (x, y) можна визначити з аналітичного опису зв'язку координат конструкції, який ґрунтується на використанні рівнянь жорсткого зв'язку шарнірів, обумовленого наявністю стрижнів [33,34]. Тобто

$$\begin{aligned} (x - x_{01})^2 + (y - S_1)^2 &= l^2, \\ (x - x_{02})^2 + (y - S_2)^2 &= l^2. \end{aligned} \quad (4.4)$$

Граничні можливості переміщення робочого органу можна оцінити на основі розв'язання прямої задачі кінематики. Для знаходження діапазонів зміни параметрів роботи окремих приводів (граничних швидкостей і прискорень) необхідно використовувати розв'язання зворотної задачі кінематики.

Рівняння зв'язку між координатами (x, y) та переміщенням кареток S_1 та S_2 в результаті розв'язання системи рівнянь (4.4) приймають вигляд

$$\begin{aligned}
 x &= \frac{1}{2} \cdot (S_2 - S_1) \cdot \sqrt{\frac{-(S_2 - S_1)^2 - 4 \cdot l^2 - d^2}{(S_2 - S_1)^2 + d^2}}, \\
 y &= \frac{1}{2} \cdot \left(S_2 + S_1 - d \cdot \sqrt{\frac{-(S_2 - S_1)^2 + 4 \cdot l^2 - d^2}{(S_2 - S_1)^2 + d^2}} \right).
 \end{aligned}
 \tag{4.5}$$

Зворотна кінематична задача для механізмів з паралельною структурою пов'язана з обчисленням положення шарнірів S_1 та S_2 при заданому положенні робочого органу (x, y) . З системи рівнянь (4.4) отримано співвідношення виду

$$\begin{aligned}
 S_1 &= y + \sqrt{l^2 - \left(x + \frac{d}{2}\right)^2}, \\
 S_2 &= y + \sqrt{l^2 - \left(x - \frac{d}{2}\right)^2}.
 \end{aligned}
 \tag{4.6}$$

За виразами (4.5) було зроблено розрахунок робочої зони для двох приводної установки, що розглядається, з наступними параметри: $d = 0.7$, $S_{01} = 0$, $S_{02} = 0$, $l = 0.5$, $H = 0.322$. Результати розрахунку для діапазонів зміщення положень кареток $S_1 \in (0, H)$, $S_2 \in (0, H)$ показано на рисунках 4.4а та 4.4б наведено результати розв'язання зворотної задачі за рівнянням (4.6).

Рівняння, що відповідають межах робочої зони робочого органа, отримані у вигляді:

$$y_{i,s} = S_{i,s} - \sqrt{l^2 - (x - x_{i,0})^2}, \tag{4.7}$$

де $i = \{1, 2\}$ - номер каретки, $s = \{0, f\}$ - стан положення каретки (початковий або кінцевий). Результати розрахунку меж робочої зони для вище наведеного прикладу показано на рисунку 4.5.

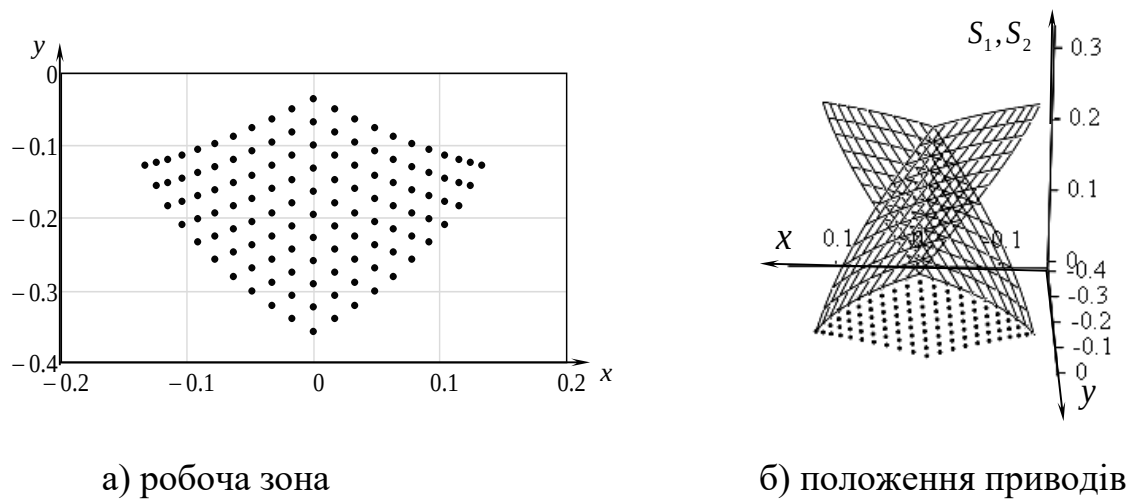


Рисунок 4.4 – Результати розрахунку припустимих координат

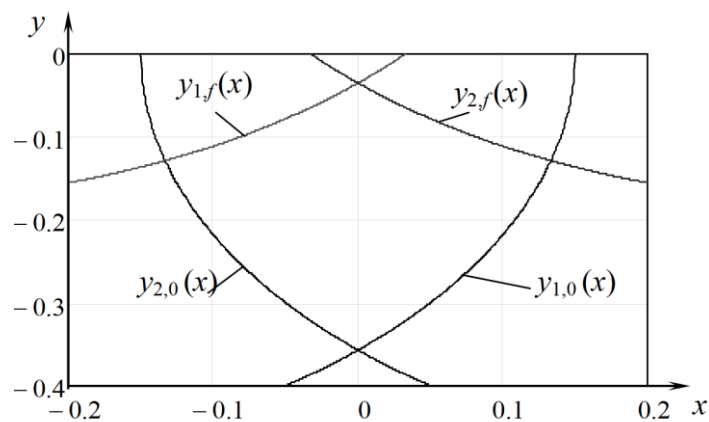


Рисунок 4.5 – Результати розрахунку меж робочої зони

Робоча зона Ω_p [33,34]:

$$(x, y) \in \Omega_p \left[\left(y(x) \leq y_{1,f}(x) \right) \wedge \left(y(x) \leq y_{2,f}(x) \right) \wedge \left(y(x) \geq y_{2,0}(x) \right) \wedge \left(y(x) \geq y_{1,0}(x) \right) \right]. \quad (4.8)$$

Розглянемо приклад переміщення виконавчого органу в межах робочої зони від початкової точки з координатами $(x_0, y_0) = (-0.1, -0.2)$ до фінальної $(x_f, y_f) = (0.1, -0.15)$ за прямою лінією виду $y(t) = 0.25x(t) - 0.175$ (рис. 4.6).

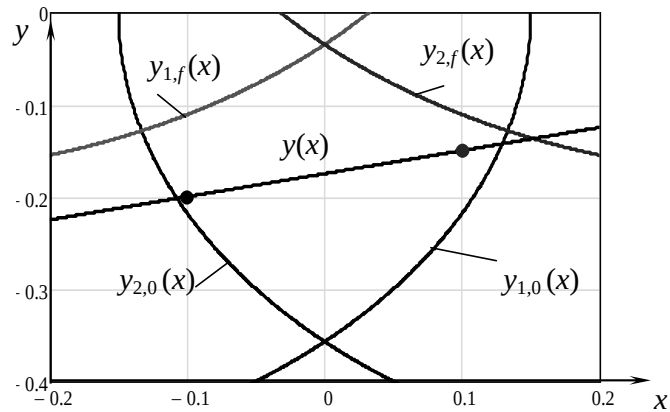
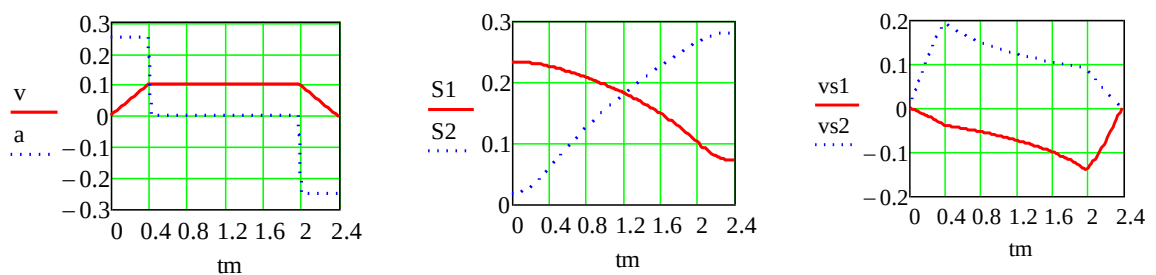


Рисунок 4.6 – Траєкторія руху

Результати моделювання параметрів руху елементів каркасної установки наведено на рисунку 4.7.



а) швидкість та
прискорення
виконавчого органу

б) переміщення
кареток

в) швидкість кареток

Рисунок 4.7 – Результати моделювання параметрів руху елементів каркасної установки

4.4 Розробка моделі нейронної мережі

Нейронна мережа, що використовується в цій дисертаційній роботі, є мережею з глибоким підкріпленням (DRL), яка реалізує алгоритм глибокого детермінованого градієнта політики (DDPG). Мережа складається з акторно-критичної архітектури, де апроксиматор актора генерує дії, а апроксиматор критики оцінює значення стану-дії.

Специфікація спостереження (*obsInfo*) визначає вхідний шар для апроксиматора критики, з шестивимірним вектором, який представляє інтегральну похибку по x , інтегральну похибку по y , похибку по x , похибку по y і виміряне положення x і y . Специфікація дії (*actInfo*) визначає вхідний шар для апроксиматора актора, з двовимірним вектором, який представляє бажані положення виконавчих механізмів $S_{d,1}$ і $S_{d,2}$.

Мережа апроксиматора складається з двох шляхів: шляху спостереження та шляху дії. Шлях спостереження включає в себе шар введення ознак, повністю з'єднаний шар з 11 нейронами, шар активації випрямлених лінійних одиниць (ReLU) і повністю з'єднаний шар з 11 нейронами. Шлях дії включає шар введення ознак і повністю пов'язаний шар з 11 нейронами. Загальний шлях включає шар додавання, який об'єднує вихідні дані шляхів спостереження і дії, шар активації ReLU і повністю пов'язаний шар з одним нейроном, який представляє значення Q . Мережа апроксиматора критики перетворюється на мережу глибокого навчання (*dlnetwork*) і пов'язується із зазначеними каналами спостереження та дії.

Апроксимаційна мережа актора складається з шару введення ознак, повністю зв'язаного шару з трьома нейронами, шару активації гіперболічного тангенса ($\tanh$) і повністю зв'язаного шару, який виводить двовимірний вектор дії. Мережа апроксиматора актора також перетворюється на *dl*-мережу і пов'язується із заданим каналом спостереження.

Агент DDPG створюється з використанням вказаних об'єктів апроксиматорів актора та критики. Параметри агента визначаються для

налаштування його роботи, включаючи час вибірки, цільовий коефіцієнт згладжування, коефіцієнт дисконтування, розмір міні-партії, довжину буфера досвіду та параметри шуму.

Для навчання агента в роботі використовуються задані параметри навчання, які включають максимум 5000 епізодів, кожен з яких триває максимум 200 часових кроків. Прогрес навчання відображається у діалоговому вікні Менеджер епізодів, а відображення командного рядка вимкнено. Навчання зупиняється, коли агент отримує середню кумулятивну винагороду більше 800 за 20 послідовних епізодів.

Нарешті, навчений агент перевіряється на відповідність моделі за допомогою симуляції. Параметри симуляції задаються для того, щоб зафіксувати початкові дані генератора випадкових чисел і змодельовати агента в середовищі, повертаючи досвід як вихідні дані.

4.5 Розробка критерію підкріплення для навчання НМ

В питанні навчання системи найкращій стратегії, функція винагороди має вирішальне значення, оскільки вона забезпечує оціночний зворотний зв'язок [35]. Надійна система винагороди може не тільки прискорити процеси навчання, а й підвищити якість навчання. Тому розробка відповідної функції винагороди є дуже важливою. У цій роботі пропонується система керування на основі навчання з підкріпленням з миттєвою схемою винагороди.

До входу системи винагород подається похибка у положенні робочого органу e та поточні значення координат (x, y) . В середині системи похибка порівнюється з пороговим значенням: при значенні похибки меншої за порогове значення встановлюється позитивна нагорода вагою 10, що означає, що орган рухається за заданою траєкторією, хоч і з існуючим відхиленням; при більшому значенні похибки за порогове значення орган відхиляється від заданої траєкторії, тому встановлюється невеликий штраф вагою – 1. Також у даній системі перевіряється знаходження робочого органу у робочій зоні, яке

задане обмеженнями (4.8): якщо об'єкт натрапив на межу, то встановлюється штраф вагою -10; якщо об'єкт вийшов за межі встановленого робочого поля додається штраф вагою -100. Штраф за порушення меж є великим значенням порівняно до інших випадків, бо є недопустимим для системи – фізична установка не має можливості працювати поза заданими межами, тому для симуляції задається відповідне правило. Для коректної роботи системи, задається правило перетину меж поля, яке призведе до повної зупинки системи. За рахунок цього Актор має уникати рішень, які призведуть до переходу умовного кордону. Визначення винагороди описується наступною формулою:

$$R = 10(|e| < 0.1) - 1(|e| \geq 0.1) - 10(y = y_{i,s}) - 100(y > y_{i,s}). \quad (4.9)$$

Висновки до розділу

Зроблено моделювання системи керування досліджуваної установки. На основі кінематичної схеми установки створено математичну модель випробувального стенду, яка дозволяє проводити аналіз параметрів руху ланки. Представлено математичну модель приводу крокового двигуна з інтегрованою (локальною) системою керування. Для використаного обладнання встановлено числові значення коефіцієнтів передавальної функції. Проаналізовано робочу область дво-координатного транспортного модуля. Сформульовано рівняння, що дозволяють з'ясувати верхню та нижню межі допустимих координат електроприводу, та створено критерій підкріплення для навчання нейронної мережі.

РОЗРОБКА ПРОГРАМНОГО ТА АПАРАТНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

Для розробки інтелектуальної системи керування установкою паралельної структури на основі навчання з підкріпленням використовується середовище MATLAB та MATLAB/Simulink.

5.1 Моделювання системи у MATLAB/Simulink

За структурною схемою (рис. 3.2) було побудовано відповідну симуляцію, зображену на рисунку 5.1. Вхідні сигнали формуються у блоці Signal Builder, у якому задаються швидкість переміщення робочого органу по осях x та y .

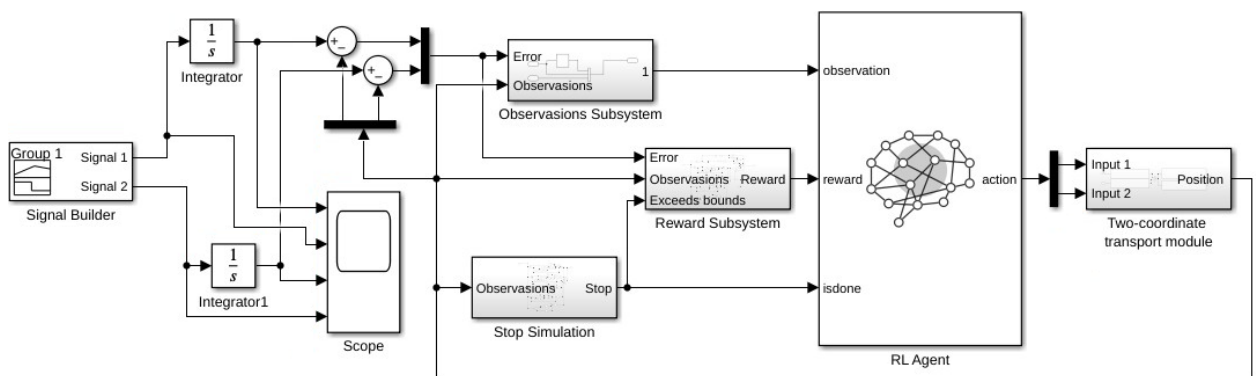


Рисунок 5.1 – Моделювання інтелектуальної системи керування

Отримані сигнали проходять інтегральну ланку та блок сумування, для формування отриманої похибки системи, та подаються до блоку Observations Subsystem, в якому формується мульти-сигнал станів. В підсистемі станів, до отриманого на вході сигналу похибки додається формується інтегрований дискретний сигнал похибки та сигнал поточного стану системи (рис. 5.2). Підсистема Reward Subsystem обчислює винагороду за формулою (4.9).

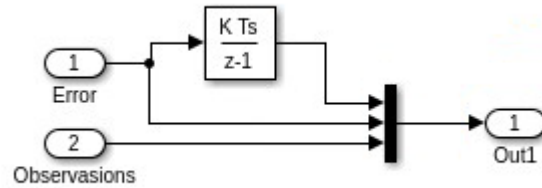


Рисунок 5.2 – Підсистема Observations Subsystem

Блок Stop Simulation описує умови завершення симуляції такі, як досягнення кінцевої точки або перетин меж робочої зони. Компоненти підсистеми наведено у додатку . У блоці Two-coordinate transport module змодульовано роботу системи роботизованого маніпулятора (рисунок 5.3), в якому використовуються формули передавальної функції крокового двигуна (4.3) для модулювання роботи приводів крокових двигунів 1 і 2, та зв'язку (4.5) для визначення координат (x, y) положення робочого органу в залежності від переміщення кареток S_1 та S_2 .

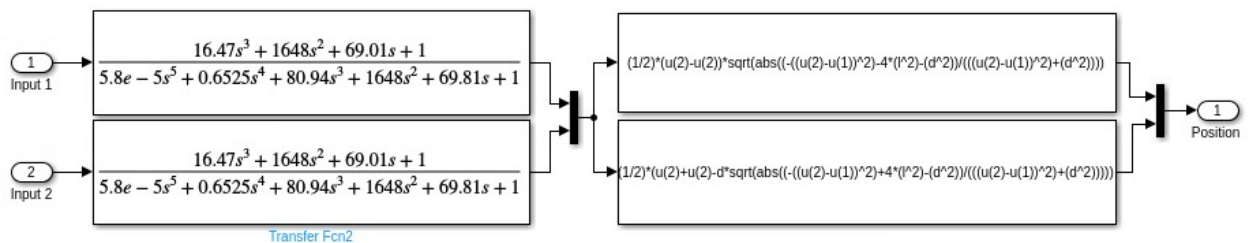


Рисунок 5.3 – Підсистема Two-coordinate transport module

Блок RL Agent реалізує роботу Агента системи навчання з підкріпленням. У блоці задається екземляр системи WorkSpace, що є створеним об'єктом агента (рис. 5.4).

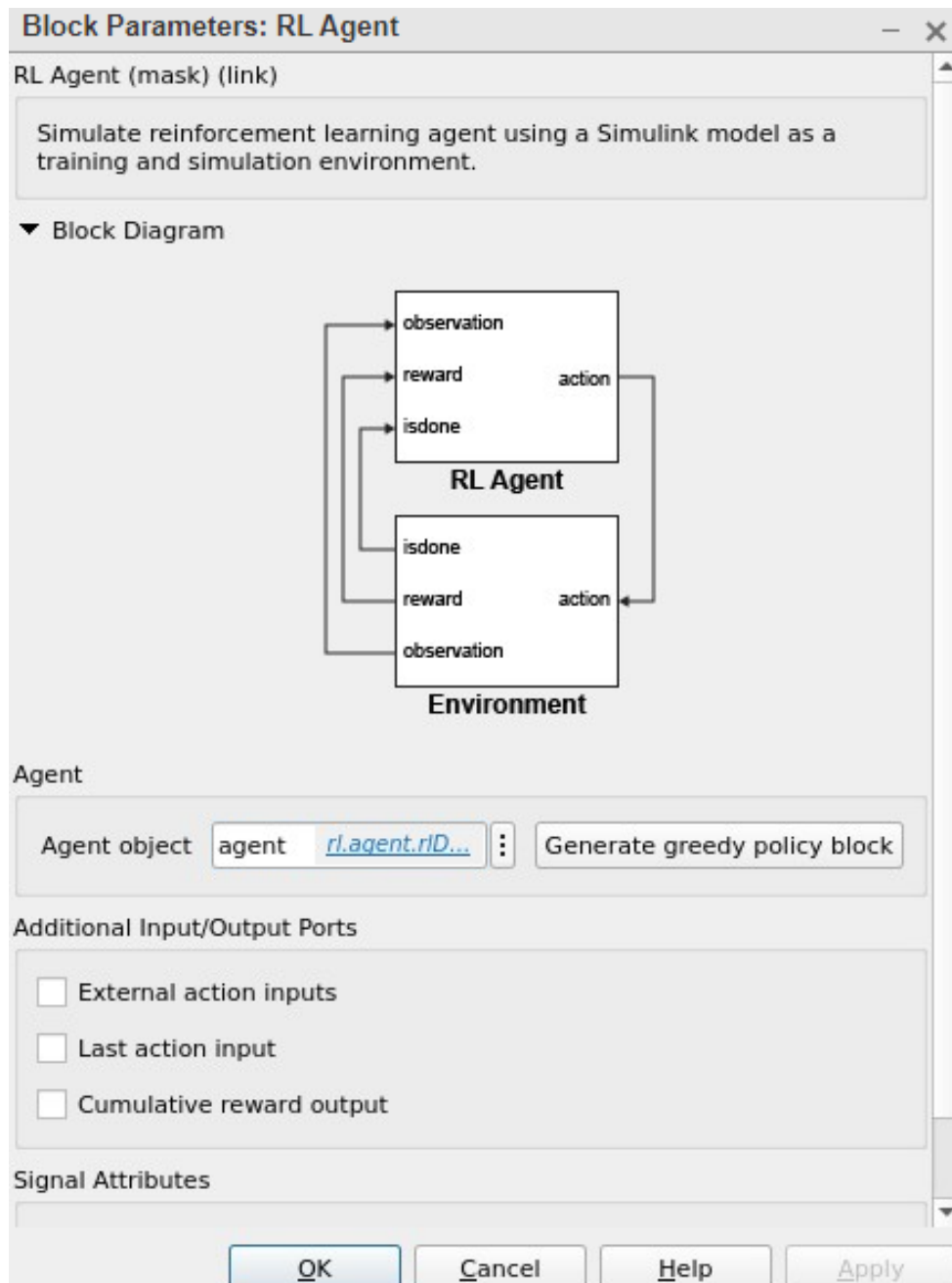


Рисунок 5.4 – Блок RL Agent

5.2 Розробка програмного забезпечення

Після ініціалізації відомих параметрів та створення моделі системи, розроблюється Агент системи.

Для визначення специфікації стану системи `obsInfo` та специфікації дії `actInfo` виконуються наступні команди, що зображені на рисунку 5.5.

```

obsInfo = rlNumericSpec([6 1],...
    LowerLimit=[-inf -inf -inf -inf -0.2 -0.5]',...
    UpperLimit=[ inf  inf inf inf 0.2 0]');
obsInfo.Name = "observations";
obsInfo.Description = "integrated error by x," + ...
    " integrated error by y, error by x, error by y," +
    ...
    " and measured position x and y";

actInfo = rlNumericSpec([2 2]);
actInfo.Name = "Actuators desired positions Sd1 and
    Sd2";

```

Рисунок 5.5 – Команди для визначення специфікації стану системи obsInfo та специфікації дії actInfo

Відповідний код створює масиви для взірних та вихідних даних різних розмірностей.

Створюється об'єкт інтерфейсу середовища, рисунок 5.6.

```

env = rlSimulinkEnv("Actor_critic","Actor_critic/RL
    Agent",...
    obsInfo,actInfo);

```

Рисунок 5.6 – Створення об'єкта інтерфейсу середовища

Дана команда створює взаємопов'язане середовище між моделю у MATLAB/Simulink та MATLAB/WorkSpace.

Вказується час моделювання $T_f = 0.01$ та час вибірки агента $T_s = 2.5$ у секундах.

Для визначення шляхів мережі, як масивів об'єктів шарів присвоюються імена вхідному та вихідному шарам кожного шляху. Ці імена дозволяють з'єднати шляхи і для подальшого пов'язання вхідного і вихідного шарів мережі з відповідним каналом оточення. Таким чином формується критик системи.

Розмірність просторів станів та дії отримуються зі специфікацій obsInfo та actInfo (рис. 5.7).

```
% Observation path
obsPath = [

featureInputLayer(obsInfo.Dimension(1),Name="obsInputLayer"
)
    fullyConnectedLayer(11)
    reluLayer
    fullyConnectedLayer(11,Name="obsPathOutLayer")] ;

% Action path
actPath = [

featureInputLayer(actInfo.Dimension(1),Name="actInputLayer"
)
    fullyConnectedLayer(11,Name="actPathOutLayer")] ;

% Common path
commonPath = [
    additionLayer(2,Name="add")
    reluLayer
    fullyConnectedLayer(2,Name="CriticOutput")] ;

criticNetwork = layerGraph();
criticNetwork = addLayers(criticNetwork,obsPath);
criticNetwork = addLayers(criticNetwork,actPath);
criticNetwork = addLayers(criticNetwork,commonPath);

criticNetwork = connectLayers(criticNetwork, ...
    "obsPathOutLayer","add/in1");
criticNetwork = connectLayers(criticNetwork, ...
    "actPathOutLayer","add/in2");
```

Рисунок 5.7 – Створення нейронної мережі та алгоритму її навчання з підкріпленням

Конфігурацію мережі «Критика» зображено на рисунку 5.8.

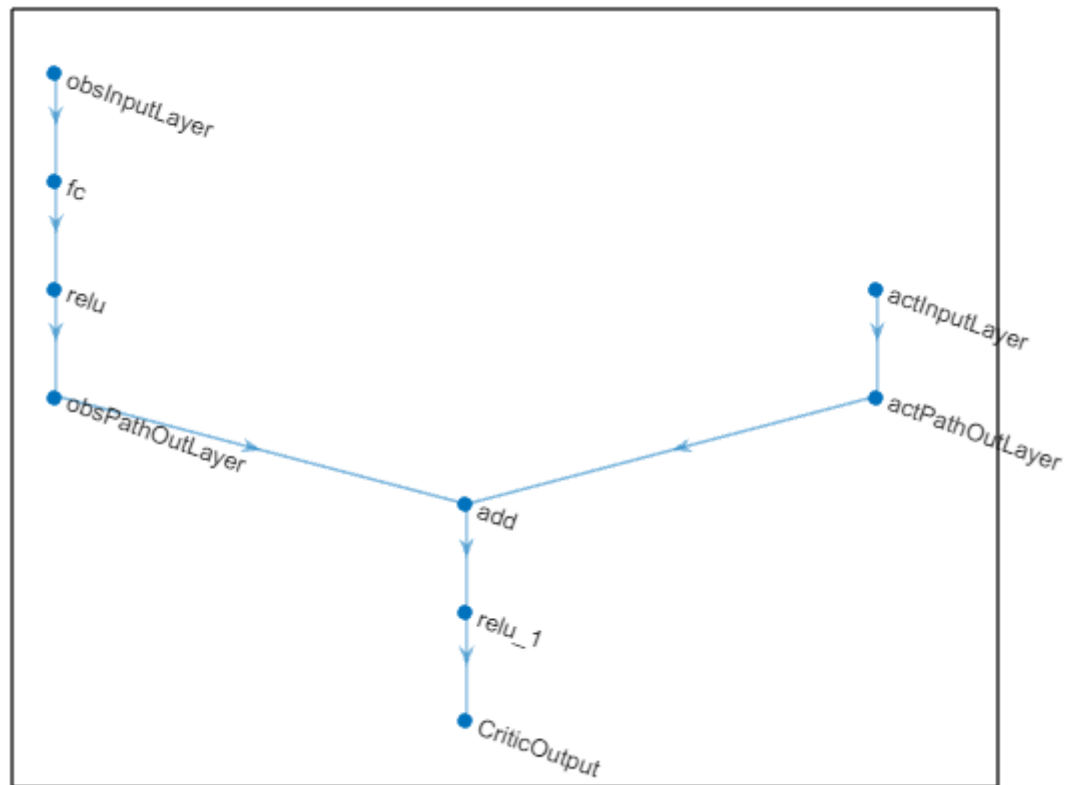


Рисунок 5.8 – Конфігурація мережі критика

Перетворення мережа критика в об'єкт `dlnetwork` і підсумування його властивостей:

```
criticNetwork = dlnetwork(criticNetwork);
summary(criticNetwork)
```

```
Initialized: true
```

```
Number of learnables: 1.7k
```

```
Inputs:
```

```
1  'obsInputLayer'    6 features
2  'actInputLayer'    2 features
```

Використовуючи задану глибоку нейронну мережу, об'єкти специфікації середовища та імена входів мережі, створюється об'єкт Критичного

апроксиматора. Об'єкти специфікації середовища та імена входів мережі пов'язані з каналами спостереження та дії.

```
critic = rlQValueFunction(criticNetwork, ...
    obsInfo, actInfo, ...
    ObservationInputNames="obsInputLayer", ...
    ActionInputNames="actInputLayer");
```

Визначається мережа актора як масив об'єктів шарів:

```
actorNetwork = [
    featureInputLayer(obsInfo.Dimension(1))
    fullyConnectedLayer(3)
    tanhLayer
    fullyConnectedLayer(actInfo.Dimension(1))
];
```

Перетворення мережі в об'єкт `dlnetwork` та узагальнення її властивостей:

```
actorNetwork = dlnetwork(actorNetwork);
summary(actorNetwork)
```

```
Initialized: true

Number of learnables: 29

Inputs:
  1  'input'  6 features
```

Створення об'єкту апроксиматора Актора, використовуючи задану глибоку нейронну мережу, об'єкти специфікації оточення та ім'я, при умові що вхід мережі пов'язаний з каналом спостереження.

```
actor =
rlContinuousDeterministicActor(actorNetwork, obsInfo, act
Info);
```

Створення агента глибоко детермінованого градієнта політики, використовуючи вказані об'єкти апроксиматора Актора та Критика.

```
agent = rlDDPGAgent(actor, critic);
```

Визначення параметрів для агента, актора та критика:

```
agent.SampleTime = Ts;

agent.AgentOptions.TargetSmoothFactor = 1e-3;
agent.AgentOptions.DiscountFactor = 1.0;
agent.AgentOptions.MinibatchSize = 64;
agent.AgentOptions.ExperienceBufferLength = 1e6;

agent.AgentOptions.NoiseOptions.Variance = 0.3;
agent.AgentOptions.NoiseOptions.VarianceDecayRate = 1e-5;

agent.AgentOptions.CriticOptimizerOptions.LearnRate =
1e-03;
agent.AgentOptions.CriticOptimizerOptions.GradientThres
hold = 1;
agent.AgentOptions.ActorOptimizerOptions.LearnRate =
1e-04;
agent.AgentOptions.ActorOptimizerOptions.GradientThresh
old = 1;
```

Щоб навчити агента, спочатку визначаються параметри навчання.

```
trainOpts = rlTrainingOptions(...
    MaxEpisodes=5000, ...
    MaxStepsPerEpisode=ceil(Tf/Ts), ...
    ScoreAveragingWindowLength=20, ...
    Verbose=false, ...
```

```

Plots="training-progress",...
StopTrainingCriteria="AverageReward",...
StopTrainingValue=800);

trainingStats = train(agent,env,trainOpts);

```

Для даної задачі використовуються наступні параметри:

- запуск кожного тренування обмежений на 5000 епізодів. Кожен епізод триває не більше ніж $\text{ceil}(T_f/T_s)$ (тобто 250) часових кроків.
- хід навчання відображається у діалоговому вікні Диспетчера епізодів (рис. 5.9).
- зупинка навчання відбувається коли агент отримає середню кумулятивну винагороду більше 800 за 20 послідовних епізодів. На цьому етапі агент може слідувати заданій траєкторії.

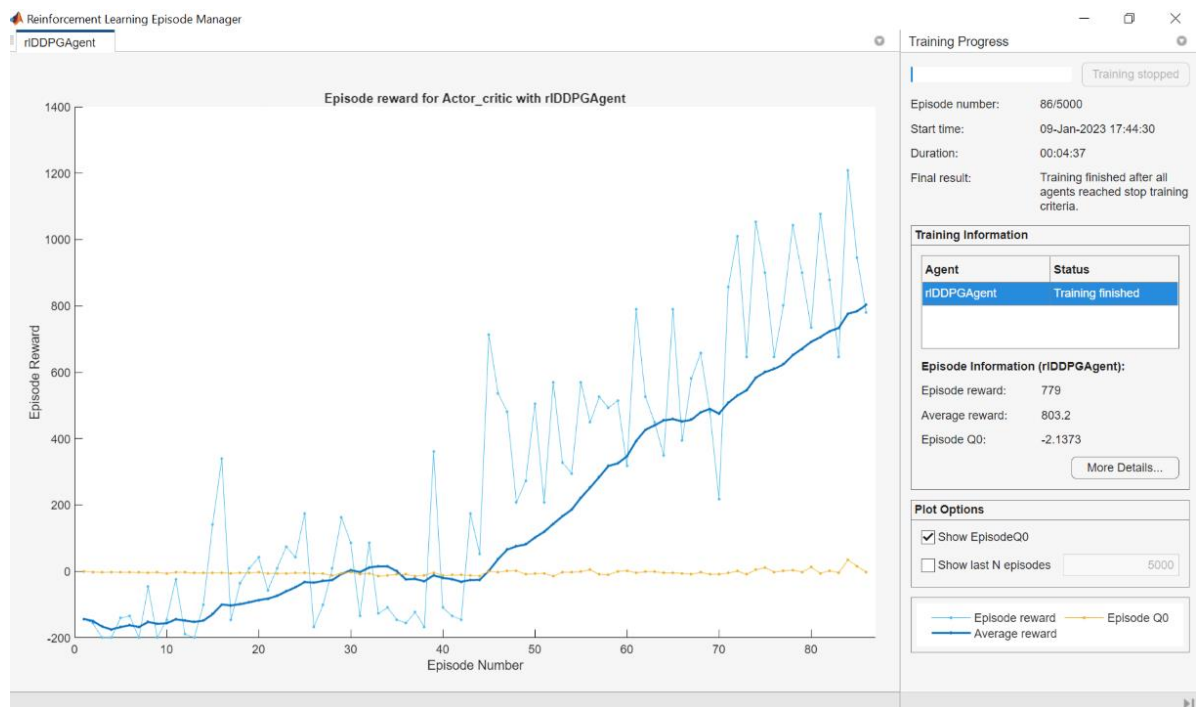


Рисунок 5.9 – Діалогове вікно Диспетчера епізодів

Перевірка навченого агента на відповідність моделі відбувається за допомогою симуляції у MATLAB/Simulink.

Висновки до розділу

В даному розділі була побудована симуляція системи з використанням MATLAB/Simulink. Створена модель включає входні сигнали, інтегральну ланку, блоки сумування, підсистеми станів та винагороди, а також блок зупинки симуляції. Було змодельовано роботу системи роботизованого маніпулятора з використанням крокових двигунів.

Розроблено програмне забезпечення для системи навчання з підкріпленням. Було створено об'єкти специфікації стану системи та дії, а також об'єкти середовища для взаємодії з MATLAB/Simulink. Було побудовано глибокі нейронні мережі для Критика і Актора системи та створено об'єкти апроксиматора Критика і Актора. На основі цих об'єктів було створено агента глибокого детермінованого градієнта політики.

Для навчання Агента було визначено параметри навчання, такі як кількість епізодів, тривалість епізоду, критерії зупинки навчання та інші. Навчання Агента проведено за допомогою тренувальних опцій. Після навчання Агента було проведено перевірку його ефективності шляхом симуляції у MATLAB/Simulink.

ВИСНОВКИ

В дисертаційній роботі проведено дослідження спрямоване на підвищення ефективності керування лабораторним стендом паралельної структури за рахунок розробки інтелектуальної системи керування.

Наведено опис дослідницької експериментальної установки лабораторного стенду рамкової конструкції паралельної структури. Розглянуто особливості окремих компонентів, виявлено необхідність розробки системи керування для подолання проблем параметричних і інформаційних невизначеностей.

Здійснено аналіз існуючих традиційних і інтелектуальних методів керування багатопривідними установками паралельної структури. Обґрунтовано доцільність використання інтелектуальних методів та технологій керування на основі нейромережевого регулятора із застосуванням алгоритмів навчання з підкріпленням завдяки організації зворотного зв'язку у вигляді винагород за правильні дії. Це особливо корисно для паралельних маніпуляторів, оскільки вони часто працюють у динамічних середовищах, де умови можуть швидко змінюватися.

Запропоновано архітектуру інтелектуальної системи керування, яка складається з чотирьох частин: системи роботизованого маніпулятора, що працює як середовище; системи винагороди, що забезпечує винагороду для системи навчання з підкріпленням; системи критики, що використовується для оцінки стратегії; і актора, що пропонує стратегію керування для роботизованого маніпулятора. Завдяки взаємодії між цими чотирма частинами, оптимальна стратегія управління вивчається поступово.

Здійснено моделювання системи керування установкою, що розглядається. Розроблено математичну модель стенду на основі кінематичної схеми установки, що дозволяє аналізувати параметри руху її ланок. Наведено

математичну модель електроприводу крокових двигунів з вбудованою (локальною) системою керування. Визначено числові значення коефіцієнтів передавальної функції для обладнання, що застосоване. Проведено аналіз робочої зони дво-координатного транспортного модулю, сформульовано рівняння, які дозволяють визначити межі припустимих координат виконавчого органу та сформувати критерій підкріплення для навчання нейронної мережі. Наведено результати моделювання переміщення робочого органу з однієї точки до іншої, визначено параметри руху елементів каркасної установки, а саме – переміщення, швидкості, прискорення для кареток крокових двигунів.

Для моделювання інтелектуальної системи керування установкою паралельної структури на основі навчання з підкріпленням використовується середовище MATLAB та MATLAB/Simulink. Розроблено програмне забезпечення, яке реалізує запропоновані алгоритми.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Md. Rayhan Ahmed, Towhidul Islam Robin, Ashfaq Ali Shafin. Automatic Environmental Sound Recognition (AESR) Using Convolutional Neural Network. International Journal of Modern Education and Computer Science (IJMECS), 2020, 12(5):41-54. <https://doi.org/10.5815/ijmecs.2020.05.04>
2. Wedajo T. Abdisa, Hadi Harb. A Neural Network Based Motor Bearing Fault Diagnosis Algorithm and its Implementation on Programmable Logic Controller", International Journal of Intelligent Systems and Applications (IJISA), 2019, 11(10):1-14. <https://doi.org/10.5815/ijisa.2019.10.01>
3. Volodymyr Shymkovych, Volodymyr Samotyy, Sergii Telenyk, Petro Kravets, Taras Posvistak. A real time control system for balancing a ball on a platform with FPGA parallel implementation. Technical Transactions, 2018. 5:109-117. <https://doi.org/10.4467/2353737XCT.18.077.8559>
4. Mohammed Awad, Mohammed Zaid-Alkelani. Prediction of Water Demand Using Artificial Neural Networks Models and Statistical Model", International Journal of Intelligent Systems and Applications (IJISA), 2019, 11(9):40-55. <https://doi.org/10.5815/ijisa.2019.09.05>
5. P.I. Kravets, T.I. Lukina, V.M. Shymkovych, I.I. Tkach. Development and research the technology of evaluation neural network models MIMO-objects of control. Visnyk NTUU "KPI" Informatics operation and computer systems, 2012, 57:144-149.
6. Рудакова А. А. Інтелектуальна система керування каркасною установкою з механізмами паралельної структури : 126 / Рудакова Антоніна Андріївна – м. Київ, 2021. – 64 с.
7. Xu W., & Jianhong, Y. Derivation of Transmission Function Model of Two-phase Hybrid Stepping Motor. Space Electronic Technology, 2011, 3:50-53.

8. Choubey C. Tuning of LQR-PID controller to control parallel manipulator / C. Choubey, J. Ohri. // *Neural Computing and Applications*. – 2021. – №34. – C. 3283–3297.
9. Choubey C. GWO-Based Tuning of LQR-PID Controller for a 3-DOF Parallel Manipulator / C. Choubey, J. Ohri. // *IETE Journal of Research*. – 2021.
10. Angel L. Fractional order PID for tracking control of a parallel robotic manipulator type delta / L. Angel, J. Viola. // *ISA Transactions*. – 2018. – №79. – C. 172–188.
11. Chemori A. A new fast nonlinear model predictive control of parallel manipulators: Design and experiments / A. Chemori, R. Kouki, F. Bouani. // *Control Engineering Practice*. – 2023. – №130.
12. The study of model predictive control algorithm based on the force/position control scheme of the 5-DOF redundant actuation parallel robot / [S. Wen, G. Qin, B. Zhang та ін.]. // *Robotics and Autonomous Systems*. – 2016. – №79. – C. 12–25.
13. Santos J. A Nonlinear Model Predictive Control for the Position Tracking of Cable-Driven Parallel Robots / J. Santos, M. Gouttefarde, A. Chemori. // *IEEE Transactions on Robotics*. – 2022. – №38. – C. 2597 – 2616.
14. Natal G. Nonlinear control of parallel manipulators for very high accelerations without velocity measurement: stability analysis and experiments on Par2 parallel manipulator / G. Natal, A. Chemori, F. Pierrot. // *Robotica*. – 2016. – №34. – C. 43 – 70.
15. Ansarieshlaghi F. Experimental study on a nonlinear observer application for a very flexible parallel robot / F. Ansarieshlaghi, P. Eberhard. // *International Journal of Dynamics and Control*. – 2019. – №7. – C. 1046–1055.
16. Jiang L. Design and Nonlinear Control of a 2-DOF Flexible Parallel Humanoid Arm Joint Robot / L. Jiang, B. Gao, Z. Zhu. // *Shock and Vibration*. – 2017.

17. Londhe P. Robust nonlinear PID-like fuzzy logic control of a planar parallel (2PRP-PPR) manipulator / P. Londhe, Y. Singh, M. Santhakumar. // *ISA Transactions*. – 2016. – №64. – C. 218–232.
18. Lu X. Design and Optimization of Interval Type-2 Fuzzy Logic Controller for Delta Parallel Robot Trajectory Control / X. Lu, M. Liu, J. Liu. // *International Journal of Fuzzy Systems*. – 2017. – №19. – C. 190–206.
19. Finite-Time Adaptive Fuzzy Tracking Control Design for Parallel Manipulators with Unbounded Uncertainties / V.Nguyen, C. Lin, S. Su, W. Sun. // *International Journal of Fuzzy Systems*. – 2019. – №21. – C. 545–555.
20. Asl H. Adaptive neural network control of cable-driven parallel robots with input saturation / H. Asl, F. Janabi-Sharifi. // *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. – 2017. – №65. – C. 252–260.
21. Adaptive Sliding Mode Neural Network Control and Flexible Vibration Suppression of a Flexible Spatial Parallel Robot / Q.Zhang, X. Zhao, L. Liu, T. Dai. // *Electronics*. – 2021. – №10. – C. 212.
22. Jiang N. Experimental study of event-based neural network control on parallel manipulator / N. Jiang, S. Zhang, D. Guo. // *Mechatronics*. – 2021. – №75.
23. Inverse Kinematic Control of a Delta Robot Using Neural Networks in Real-Time / A.Gholami, T. Homayouni, R. Ehsani, J. Sun. // *Robotics*. – 2021. – №10. – C. 115.
24. Learning a generative model for robot control using visual feedback / [N. Gothoskar, M. Lázaro-Gredilla, A. Agarwal та ін.]. // *Robotics*. – 2020.
25. Spielberg S. Deep reinforcement learning approaches for process control / S. Spielberg, R. Gopaluni, P. Loewen. // *2017 6th International Symposium on Advanced Control of Industrial Processes (AdCONIP)*. – 2017.
26. Lung-Wen T. Robot analysis: the mechanics of serial and parallel manipulators / T. Lung-Wen, J. Wiley., 1999.
27. Neural network Reinforcement Learning for visual control of robot manipulators / Z.Miljković, M. Mitić, M. Lazarević, M. Babić. // *Expert Systems with Applications*. – 2013. – №40. – C. 1721–1736.

28. Closed-Loop Dynamic Control of a Soft Manipulator Using Deep Reinforcement Learning. // IEEE Robotics and Automation Letters. – 2022. – №7. – С. 4741 – 4748.
29. Hu Y. A Reinforcement Learning Neural Network for Robotic Manipulator Control / Y. Hu, B. Si. // Neural Computation. – 2018. – №30.
30. Watkins, Christopher JCH and Dayan, Peter. Q-learning. Machine learning, 8(3-4):279–292, 1992.
31. Mnih, Volodymyr, Kavukcuoglu, Koray, Silver, David, Graves, Alex, Antonoglou, Ioannis, Wierstra, Daan, and Riedmiller, Martin. Playing atari with deep reinforcement learning. arXiv preprint arXiv:1312.5602, 2013.
32. Mnih, Volodymyr, Kavukcuoglu, Koray, Silver, David, Rusu, Andrei A, Veness, Joel, Bellemare, Marc G, Graves, Alex, Riedmiller, Martin, Fidjeland, Andreas K, Ostrovski, Georg, et al. Humanlevel control through deep reinforcement learning. Nature, 518(7540):529–533, 2015.
33. Гриньов Б. В., Кириченко І. К. Аналітична геометрія: підручник для вищ. техн. закладів. Харків: Гімназія, 2008. 340 с.
34. Рудакова Г.В., Русанов С.А., Ревенко С.В. Розробка спеціалізованого програмного забезпечення для проектування каркасних установок з механізмами паралельної структури. Вісник ХНТУ. 2017. №4. С.181-187.
35. S. Mahadevan, "Average reward reinforcement learning: Foundations algorithms and empirical results", *Mach. Learn.*, vol. 22, no. 1, pp. 159-195, 1996.
36. Briot J. Music Generation by Deep Learning - Challenges and Directions / J. Briot, F. Pachet. // Neural Computing and Applications. – 2020. – №32.
37. Yoon C. Deep Deterministic Policy Gradients Explained [Електронний ресурс] / Chris Yoon // Towards Data Science. – 2019. – Режим доступу до ресурсу: <https://towardsdatascience.com/deep-deterministic-policy-gradients-explained-2d94655a9b7b>.

38. Parallel Manipulators Applications. Modern Mechanical Engineering. 2012. URL: https://www.researchgate.net/publication/235456946_Parallel_Manipulators_Applications-A_Survey.
39. Кузнєцов Ю.М., Дмитрієв Д.А., Діневич Г.Ю. Компонівка верстатів з механізмами паралельної структури /за ред. Ю.М. Кузнєцова. Херсон: ПП Вишемирський В.С., 2009. 456с.
40. Ревенко С.В., Рудакова А.В., Омельчук А.А. Компьютеризированная система управления многоприводной каркасной установкой. Матеріали V Всеукраїнської науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених з автоматичного управління присвяченої дню космонавтики, 12 квітня 2017 р., м. Херсон, С. 216-218.
41. Гриньов Б. В., Кириченко І. К. Аналітична геометрія: підручник для вищ. техн. закладів. Харків: Гімназія, 2008. 340 с.
42. Рудакова Г.В., Русанов С.А., Ревенко С.В. Розробка спеціалізованого програмного забезпечення для проектування каркасних установок з механізмами паралельної структури. Вісник ХНТУ. 2017. №4. С.181-187.
43. M. Wang, K. Ehmann. Error Model and Accuracy Analysis of a Six-Dof Stewart Platform. Journal of Manufacturing Science and Engineering, 2002, 124(2): 286-295. <https://doi.org/10.1115/1.1445148>
44. Y. Patel, P. George. Parallel Manipulators Applications—A Survey. Modern Mechanical Engineering, 2012, 2(3):57-64. <https://doi.org/10.4236/mme.2012.23008>
45. Polyvoda O., Rudakova H., Kondratieva I., Rozov Y., Lebedenko Y. Digital Acoustic Signal Processing Methods for Diagnosing Electromechanical Systems. In: Lytvynenko V., Babichev S., Wójcik W., Vynokurova O., Vyshemyrskaya S., Radetskaya S. (eds) Lecture Notes in Computational Intelligence and Decision Making. ISDMCI 2019. Advances in Intelligent Systems and Computing, 2020, 1020:97-109. https://doi.org/10.1007/978-3-030-26474-1_7

46. Y. N. Kuznetsov, D. A. Dmitriev. Realization of frame-configurations of machine tools with mechanisms parallel structure. *Journal of the Technical University of Gabrovo*, 2017, 54:27-31
47. I. U. Kondratieva, H. V. Rudakova, O. V. Polyvoda, Y. O. Lebedenko, V. V. Polyvoda. Using Entropy Estimation to Detect Moving Objects. 2019 IEEE 5th International Conference Actual Problems of Unmanned Aerial Vehicles Developments (APUAVD), 2019. 270-273. <https://doi.org/10.1109/APUAVD47061.2019.8943839>
48. C. Yang, Q. Huang, H. Jiang. PD control with gravity compensation for hydraulic 6-DOF parallel manipulator. *Mechanism and Machine Theory*, 2010, 45(4):666-677. <https://doi.org/10.1016/j.mechmachtheory.2009.12.001>
49. Rudakova H, Polyvoda O, Omelchuk A. Using Recurrent Procedures in Adaptive Control System for Identify the Model Parameters of the Moving Vessel on the Cross Slipway. *Data*, 2018, 3(4):1-60. <https://doi.org/10.3390/data3040060>
50. Tien Dung Le, Hee-Jun Kang, Young-Soo Suh, Young-Shick Ro. An online self-gain tuning method using neural networks for nonlinear PD computed torque controller of a 2-dof parallel manipulator. *Neurocomputing*, 2012, 116:53-61. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2012.01.047>
51. H. Rudakova, O. Polyvoda, A. Omelchuk. Using Recurrent Procedures to Identify the Parameters of the Large-Sized Object Moving Process Model in Real Time. 2018 IEEE Second International Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP), 2018, 247-250. <https://doi.org/10.1109/DSMP.2018.8478506>
52. Korniyenko B., Ladieva L. Method of Static Optimization of the Process of Granulation of Mineral Fertilizers in the Fluidized Bed. In: Hu Z., Petoukhov S., Dychka I., He M. (eds) *Advances in Computer Science for Engineering and Education IV. ICCSEE 2021. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies*, 2021, 83:196-207. https://doi.org/10.1007/978-3-030-80472-5_17
53. Korniyenko B., Ladieva L. Mathematical Modeling Dynamics of the Process Dehydration and Granulation in the Fluidized Bed. In: Hu Z., Petoukhov S.,

Dychka I., He M. (eds) *Advances in Computer Science for Engineering and Education III. ICCSEEA 2020. Advances in Intelligent Systems and Computing*, 2021, 1247: 18-30. https://doi.org/10.1007/978-3-030-55506-1_2

54. Doan Q.V., Le T.D., Le Q.D., Kang H.-J. A neural network-based synchronized computed torque controller for three degree-of-freedom planar parallel manipulators with uncertainties compensation. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2018, 15(2):1-13. <https://doi.org/10.1177/1729881418767307>

55. Douglas T. Mugweni, Hadi Harb. Neural Networks-based Process Model and its Integration with Conventional Drum Level PID Control in a Steam Boiler Plant. *International Journal of Engineering and Manufacturing (IJEM)*, 2021, 11(5):1-13. <https://doi.org/10.5815/ijem.2021.05.01>

56. Baha Rababah, Rasit Eskicioglu. Distributed Intelligence Model for IoT Applications Based on Neural Networks. *International Journal of Computer Network and Information Security(IJCNIS)*, 2021, 13(3):1-14. <https://doi.org/10.5815/ijcnis.2021.03.01>

57. Shymkovych V., Telenyk S., Kravets P. Hardware implementation of radial-basis neural networks with Gaussian activation functions on FPGA. *Neural Computing and Applications*, 2021, 33(15):9467-9479. <https://doi.org/10.1007/s00521-021-05706-3>

58. Kravets P., Shymkovych V. Hardware Implementation Neural Network Controller on FPGA for Stability Ball on the Platform. In: Hu Z., Petoukhov S., Dychka I., He M. (eds) *Advances in Computer Science for Engineering and Education II. ICCSEEA 2019. Advances in Intelligent Systems and Computing*, 2020, 938:247-256. https://doi.org/10.1007/978-3-030-16621-2_23

59. Artem V., Volodymyr S., Ivan V., Vladyslav V. Research and Development of a Stereo Encoder of a FM-Transmitter Based on FPGA. In: Hu Z., Petoukhov S., Dychka I., He M. (eds) *Advances in Computer Science for Engineering and Education. ICCSEEA 2018. Advances in Intelligent Systems and Computing*, 2019, 754:92-101. https://doi.org/10.1007/978-3-319-91008-6_10

60. V. N. Opanasenko, S. L. Kryvyi. Synthesis of neural-like networks on the basis of conversion of cyclic hamming codes. *Cybernetics and Systems Analysis*, 2017, 53(4):627-635. <https://doi.org/10.1007/s10559-017-9965-z>
61. A. Palagin, V. Opanasenko. The implementation of extended arithmetics on FPGA-based structures. 2017 9th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS), 2017, 1014-1019. <https://doi.org/10.1109/IDAACS.2017.8095239>
62. Md. Rayhan Ahmed, Towhidul Islam Robin, Ashfaq Ali Shafin. Automatic Environmental Sound Recognition (AESR) Using Convolutional Neural Network. *International Journal of Modern Education and Computer Science(IJMECS)*, 2020, 12(5):41-54. <https://doi.org/10.5815/ijmeecs.2020.05.04>
63. Wedajo T. Abdisa, Hadi Harb. A Neural Network Based Motor Bearing Fault Diagnosis Algorithm and its Implementation on Programmable Logic Controller", *International Journal of Intelligent Systems and Applications(IJISA)*, 2019, 11(10):1-14. <https://doi.org/10.5815/ijisa.2019.10.01>
64. Volodymyr Shymkovych, Volodymyr Samotyy, Sergii Telenyk, Petro Kravets, Taras Posvistak. A real time control system for balancing a ball on a platform with FPGA parallel implementation. *Technical Transactions*, 2018. 5:109-117. <https://doi.org/10.4467/2353737XCT.18.077.8559>
65. Mohammed Awad, Mohammed Zaid-Alkelani. Prediction of Water Demand Using Artificial Neural Networks Models and Statistical Model", *International Journal of Intelligent Systems and Applications(IJISA)*, 2019, 11(9):40-55. <https://doi.org/10.5815/ijisa.2019.09.05>
66. P.I. Kravets, T.I. Lukina, V.M. Shymkovych, I.I. Tkach. Development and research the technology of evaluation neural network models MIMO-objects of control. *Visnyk NTUU "KPI" Informatics operation and computer systems*, 2012, 57:144-149.
67. P. Vorotyntsev, Y. Gordienko, O. Alienin, O. Rokovyi, S. Stirenko. Satellite Image Segmentation Using Deep Learning for Deforestation Detection.

2021 IEEE 3rd Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON), 2021, 226-231.

<https://doi.org/10.1109/UKRCON53503.2021.9575783>

68. Murad Al Shibli, Pascual Marques. Artificial Intelligent Nonlinear Auto-Regressive External Input Neural Network Modeling, Design and Control of a Sea Wave Electro-Mechanical Power Generating System. International Journal of Intelligent Systems and Applications(IJISA), 2019, 11(6):1-12.

<https://doi.org/10.5815/ijisa.2019.06.01>

69. P. Kravets, V. Nevolko, V. Shymkovych, L. Shymkovych. Synthesis of High-Speed Neuro-Fuzzy-Controllers Based on FPGA. 2020 IEEE 2nd International Conference on Advanced Trends in Information Theory (ATIT), 2020, 291-295.

<https://doi.org/10.1109/ATIT50783.2020.9349299>

70. V. Shymkovych, V. Niechkina. The criterion for determining the buffering time of the measuring channel for smoothing the variable changes of the sensor signal. 2020 IEEE 7th International Conference on Energy Smart Systems (ESS), 2020, 343-346. <https://doi.org/10.1109/ESS50319.2020.9160084>

71. H. Loutskii, A. Volokyta, P. Rehida, A. Kaplunov, B. Ivanishchev, O. Honcharenko, D. Korenko. Topology Synthesis Method Based on Excess De Bruijn and Dragonfly. In: Hu Z., Petoukhov S., Dychka I., He M. (eds) Advances in Computer Science for Engineering and Education IV. ICCSEEA 2021. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies, 2021, 83:315-325.

https://doi.org/10.1007/978-3-030-80472-5_27

72. Loutskii H., Volokyta A., Rehida P., Honcharenko O., Thinh V.D. Method for Synthesis Scalable Fault-Tolerant Multi-level Topological Organizations Based on Excess Code. In: Hu Z., Petoukhov S., Dychka I., He M. (eds) Advances in Computer Science for Engineering and Education III. ICCSEEA 2020. Advances in Intelligent Systems and Computing, 2021, 1247:350-362.

https://doi.org/10.1007/978-3-030-55506-1_32

73. N. Shakhovska, S. Montenegro, Y. Kryvenchuk, M. Zakharchuk. The Neurocontroller for Satellite Rotation. International Journal of Intelligent Systems and Applications(IJISA), 2019, 11(3):1-10. <https://doi.org/10.5815/ijisa.2019.03.01>