

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

магістр

Освітній рівень

Метод децентралізації автоматизованого керування рухом роботів на базі
алгоритму самоорганізованих груп

Назва теми

КвРАКІТР.2023174.01.06.ПЗ

Рівень вищої освіти магістр

Галузь знань 17 «Електроніка, автоматизація та електронні комунікації»

Шифр, назва

Спеціальність 174 «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та
робототехніка»

Шифр, назва

Освітня програма «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та
робототехніка»

Назва

Виконав:

студент II курсу, група АКІТРм-23-1


Підпис

Микола ГУСАЧЕНКО

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник


Підпис

Микола ФЕДУЛА

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Нормоконтролер


Підпис

Людмила КОРЕЦЬКА

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

До захисту допускаю:
зав. кафедри АКІТтаР


Підпис

Валерій МАРТИНЮК

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

«20» грудня 2024 р.

Хмельницький 2024

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет *інформаційних технологій*

Кафедра *автоматизації, комп'ютерно-інтегрованих технологій та робототехніки*

Рівень вищої освіти *другий (магістерський)*

Галузь знань *17 Електроніка, автоматизація та електронні комунікації*

Спеціальність *174 Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка*

Освітня програма *Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка*

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри АКІТтаР

Валерій МАРТИНЮК

01 вересня 2024р.

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

Гусаченку Миколі Сергійовичу

Прізвище, ім'я, по батькові студента

1 Тема роботи метод децентралізації автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритму самоорганізованих груп

Керівник роботи Федула Микола Васильович, к.т.н., доцент кафедри АКІТтаР

Прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, учене звання

Затверджено наказом ректора університету від 26.08.2024 р. №60

2 Строк подання студентом роботи на кафедру 02.12.2024р.

3 Вихідні дані до роботи Розробити метод децентралізації автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритму самоорганізованих груп

4 Зміст пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити)

Вступ. Огляд предметної області, існуючих рішень та постановка задачі. Методи аналізу та уникнення хаотичного руху роботів у потенціальному полі. Метод потенціальних полів для децентралізованого керування рухом групи роботів. Аналіз та порівняння ефективності запропонованого методу. Висновки.

5 Перелік графічного матеріалу (із зазначенням обов'язкових креслень)

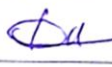
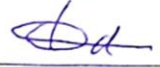


презентаційні матеріали (слайди)

Графіки траєкторій саморганізованого руху роботів за методом потенціальних полів

Графік хаотичного руху робота між потенціальними ямами

Графік скоригованого траєкторії робота

6 Консультанти розділів кваліфікаційної роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Антиплагіат	Федула М.В., доцент кафедри АКІТтаР		
Нормоконтроль	Корецька Л.О., доцент кафедри АКІТтаР		

7 Дата видачі завдання 01 вересня 2024р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

Назва розділу кваліфікаційної роботи	Строк виконання	Примітка
1. Вступ	15.09.2024	Виконано
2. Аналітичний огляд відомих методів та алгоритмів автоматизованого керування рухом роботів на базі процесів самоорганізації	28.09.2024	Виконано
3. Аналіз рівня хаосу для траєкторій самоорганізованого руху роботів в умовах наявності багатьох цільових точок	17.10.2024	Виконано
4. Побудова математичної моделі процесу автоматизованого керування самоорганізованим рухом роботів із корекцією хаотичних траєкторій	8.11.2024	Виконано
5. Розроблення методу децентралізації автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритму самоорганізованих груп із коригуванням траєкторій за оцінкою рівня хаосу.	12.11.2024	Виконано
6. Висновки	15.11.2024	Виконано
7. Оформлення пояснювальної записки	20.11.2024	Виконано
8. Оформлення презентаційних матеріалів	1.12.2024	Виконано

Студент


ПідписМикола ГУСАЧЕНКО
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник кваліфікаційної роботи


ПідписМикола ФЕДУЛА
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

АНОТАЦІЯ

Тема кваліфікаційної роботи: «Метод децентралізації автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритму самоорганізованих груп».

Автор роботи: Гусаченко Микола Сергійович.

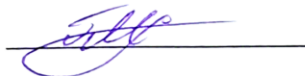
Керівник роботи: Федула Микола Васильович.

Пояснювальна записка: 114 с., 6 рис., 4 дод., 75 джерел.

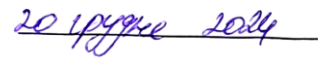
Графічна частина: 14 презентаційних слайдів.

РОБОТОТЕХНІКА, ПРОЦЕСИ АВТОМАТИЗОВАНОГО КЕРУВАННЯ, САМООРГАНІЗАЦІЯ, МЕТОД ПОТЕНЦІАЛЬНИХ ПОЛІВ, ХАОТИЧНИЙ РУХ.

Мета роботи: розроблення методу децентралізації автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритму самоорганізованих груп. Побудовано математичну модель процесу автоматизованого керування самоорганізованим рухом роботів із корекцією для запобігання виникненню хаотичних траєкторій між різними цільовими точками в умовах взаємного впливу роботів у групі. Розроблено метод децентралізації автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритму самоорганізованих груп із коригуванням траєкторій за оцінкою рівня хаосу в реальному часі на основі показників Ляпунова. Виконано імітаційне моделювання процесу автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритму самоорганізованих груп із коригуванням траєкторій за оцінкою рівня хаосу.



Підпис студента



Дата

ЗМІСТ

ВСТУП.....	5
1 ОГЛЯД ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ, ІСНУЮЧИХ РІШЕНЬ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ.....	8
1.1 Огляд предметної області.....	8
1.2 Огляд існуючих рішень	11
1.3 Висновки до першого розділу.....	17
2 МЕТОДИ АНАЛІЗУ ТА УНИКНЕННЯ ХАОТИЧНОГО РУХУ РОБОТІВ У ПОТЕНЦІАЛЬНОМУ ПОЛІ	21
2.1 Метод потенціальних полів для децентралізованого керування рухом групи роботів.....	21
2.2 Хаотичний рух робота у потенціальному полі	25
2.3 Шляхи уникнення хаотичного руху робота	28
2.4 Оцінка хаотичності траєкторії	31
2.5 Метод автоматичного керування роботом для запобігання хаотичному руху	33
2.6. Висновки до другого розділу	36
3 МЕТОДИ ТА МОДЕЛЮВАННЯ КЕРУВАННЯ РУХОМ РОБОТІВ	38
3.1 Числовий метод для керування рухом роботів на основі потенціальних полів.....	38
3.2 Моделювання хаотичного руху робота та корекція траєкторії за показником Ляпунова	43
3.3 Метод децентралізації автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритму самоорганізованих груп	49
3.3 Висновок до третього розділу.....	54
4 АНАЛІЗ ТА ПОРІВНЯННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ КЕРУВАННЯ РОБОТАМИ ЗА ЗАПРОПОНОВАНИМ МЕТОДОМ.....	55
4.1 Порівняння ймовірності хаотичного режиму руху роботів для відомого методу потенціальних полів та для запропонованого методу	55
4.2 Аналіз впливу запропонованого методу на середню швидкість руху групи роботів до цільових точок	60

4.3	Аналіз ефективності запропонованого методу	63
4.4	Висновки до четвертого розділу.....	65
	ВИСНОВКИ.....	68
	ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ.....	70
	ДОДАТОК А Траєкторії саморганізованого руху роботів за методом потенціальних полів.....	79
	ДОДАТОК Б Хаотичний рух робота між потенціальними ямами.....	83
	ДОДАТОК В Скоригована траєкторія руху.....	85
	ДОДАТОК Г Стаття у фаховому журналі	88

ВСТУП

Розробка ефективних методів розподіленого керування рухом роботів є одним з найважливіших напрямків сучасної робототехніки, оскільки дозволяє створювати високопродуктивні та адаптивні робототехнічні системи, здатні автономно функціонувати в складних та мінливих умовах навколишнього середовища [1, 2]. У цій роботі запропоновано новий підхід до автоматизації роботи таких систем, що базується на використанні алгоритмів, які самоорганізуються [3, 4]. Запропонований підхід спрямований на вирішення низки важливих проблем, таких як підвищення ефективності, гнучкості та автономності роботів у складних робочих середовищах. Використовуючи принципи самоорганізації, ці системи можуть адаптуватися до змін у навколишньому середовищі без необхідності централізованого контролю і значно покращити свою здатність приймати самостійні рішення та взаємодіяти в групах.

Яскравим прикладом сучасних роботизованих систем є виробничі лінії та роботизовані конвейери. Такі системи мають чітко виділене централізоване управління та розподіл задачами, а також централізоване прийняття рішень. Така система може бути поділена ієрархічно, що є одним з підвидів централізованої системи управління системою [5].

Потенціальним рішенням великої кількості проблем таких систем є накладання парадигми самоорганізації системи та методу потенціальних полів [6, 7]. Даний підхід вирішує проблематику ініціалізації системи координації та навігації, а також надає велику кількість можливостей для прийняття рішень, динамічно змінюючи простір для маневрів [8, 9, 10].

Сучасний стан розвитку робототехніки характеризується перспективами стрімкого збільшення кількості роботів. Автоматизоване керування великою групою роботів у складному середовищі вимагає надзвичайно великих обчислювальних ресурсів. Децентралізація автоматизованого керування роботами дозволяє зменшити вимоги до обчислювального ресурсу як одного робота, так і всієї системи. Методи та алгоритми самоорганізації є ефективними засобами

децентралізації керування роботами завдяки автоматичному узгодженню процесів локального прийняття рішень.

Метод потенціальних полів є одним із найбільш актуальних методів у сфері самоорганізованого керування рухом груп роботів. Проте, він характеризується рядом недоліків, пов'язаних із наявністю локальних мінімумів віртуального поля, що можуть призводити до некоректних зупинок та ускладнення руху роботів через виникнення хаотичних траєкторій, що призводять до додаткових витрат ресурсів.

Таким чином розроблення методу децентралізації автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритму самоорганізованих груп із застосуванням теорії хаотичного руху є актуальним завданням сучасної автоматизації та робототехніки.

Мета роботи: розроблення методу децентралізації автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритму самоорганізованих груп.

Для досягнення поставленої мети в роботі вирішено наукові завдання:

- 1) аналітичний огляд відомих методів та алгоритмів автоматизованого керування рухом роботів на базі процесів самоорганізації;
- 2) аналіз рівня хаосу для траєкторій самоорганізованого руху роботів в умовах наявності багатьох цільових точок [11];
- 3) побудова математичної моделі процесу автоматизованого керування самоорганізованим рухом роботів із корекцією для запобігання виникненню хаотичних траєкторій між різними цільовими точками в умовах взаємного впливу роботів у групі;
- 4) розроблення методу децентралізації автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритму самоорганізованих груп із коригуванням траєкторій за оцінкою рівня хаосу;
- 5) імітаційне моделювання процесу автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритму самоорганізованих груп із коригуванням траєкторій за оцінкою рівня хаосу;

Об'єкт – процес автоматизованого керування рухом самоорганізованих груп роботів.

Предмет – методи та алгоритми автоматизованого керування рухом самоорганізованих груп роботів.

Основні методи дослідження. Методи теоретичних досліджень: методи математичного аналізу, теорії автоматичного керування, робототехніки, теорії самоорганізації та хаосу. Методи експериментальних досліджень: методи імітаційного моделювання.

В процесі наукових досліджень отримано наступні результати:

- побудовано математичну модель процесу автоматизованого керування самоорганізованим рухом роботів яка відрізняється виконанням корекції для запобігання виникненню хаотичних траєкторій між різними цільовими точками в умовах взаємного впливу роботів у групі;

- розроблено метод децентралізації автоматизованого керування рухом роботів, який відрізняється застосуванням алгоритму самоорганізованих груп із коригуванням траєкторій за оцінкою рівня хаосу в реальному часі на основі показників Ляпунова;

- виконано імітаційне моделювання процесу автоматизованого керування рухом роботів що відрізняється розрахунком поправки траєкторій на базі алгоритму самоорганізованих груп із оцінкою рівня хаосу;

Практичне значення: застосування методу децентралізації автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритму самоорганізованих груп дозволяє підвищити економічну ефективність промислових, складських та побутових роботизованих систем шляхом підвищення їх швидкодії та зниження вимог до кількості роботів і додаткового обладнання. Крім того, метод децентралізації автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритму самоорганізованих груп дозволяє знизити ймовірність аварійних ситуацій шляхом покращення характеристик автоматизованої координації руху роботів.

1 ОГЛЯД ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ, ІСНУЮЧИХ РІШЕНЬ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

1.1 Огляд предметної області

Роботизовані системи історично розвиваються у напрямку децентралізації системи керування або до пірамідальної системи управління. Децентралізація управління дозволяє відійти від концепції управління роботизованою системою від єдиного центру прийняття рішень до незалежного оцінювання спроможностей. Найпростішою формою децентралізації є деконцентрація - розосередження навантаження обробки даних та прийняття рішення та периферійні секції системи. Основною задачею деконцентрації є гарантоване усунування централізованої відповідальності за систему.

Роботизовані системи є сукупністю деякої кількості роботизованих механізмів які працюють синхронно або асинхронно для досягнення спільної мети. У випадках централізованого управління, часто використовується пірамідальна структура взаємодії між компонентами системи. Загальна задача аналізується та розкладається на підзадачі [12]. В свій час, кожна з підзадач розкладається ще на менші підзадачі. Так відбувається до моменту досягнення найменшої одиниці роботи, яку може виконувати деяка одиниця системи, тобто, роботизована одиниця [3, 13].

Процес автоматизації робототехнічних систем бере початок з ХХ сторіччя, після винайдення та впровадження електричних верстатів та виробничих ліній. Автоматизація виробництва, як зазначалось вище, є досить важливим рушійним механізмом технологічного прогресу, оскільки має великий вплив на економіку країни та світову економіку в цілому.

Перші централізовані системи почали впроваджуватись з 60-х років ХХ сторіччя. Такі систему мали централізоване керування та могли виконувати роботу по чітко заданих траєкторіях руху. Іншими словами, механізми того часу не мали гнучного управління та були досить вразливими до будь яких змін у процесі

виробництва, оскільки це викликали необхідність у перегляді працездатності усієї системи.

З 1980 року на ринку стали з'являтися різного роду давача та сенсори, які дозволили вивести рівень керування системами на новий рівень. Давач дозволяв отримувати аналоговий результат вимірювань та перевіряти його на дотримання умов виконання та, відповідно, приймати деяке рішення.

У 2000-х роках централізовані системи стали заміщуватись децентралізованими, а точніше, покращуватись та модернізуватись за рахунок децентралізації керування. Такий підхід став проривним та запровадив новий термін - алгоритм рою. Даний алгоритм базується на основі природніх процесів, рою бджол, мурах та інших тваринних груп. Методика застосування даного алгоритму описувалась вище та ще буде описана у наступних розділах.

Сучасні технології зробили гігантський прорив у сфері автоматизації управління, тому що відтепер усю роботу по прийняттю рішень можна було доручити нейронній мережі. Попередньо, нейронна мережа навчалась в тестовому середовищі методом покращення результатів. Цей метод передбачає проходження деякого тесту в рамках якого нейронна мережа може виконувати безмежну кількість варіацій рішень, а кожне рішення має деяку оцінку. Нейронна мережа старається досягнути найкращого результату збираючи найбільшу кількість оцінок шляхом постійного відтворення тестування. Такий метод носить назву машинне навчання [14, 15].

Піходи XXI століття дозволяють також використовувати хмарні технології для синхронізації даними та віддаленого управління приладами та цілими системами. Наявність таких технологій значно зменшує навантаження безпосередньо на саму систему в плані обчислення даних та прийняття рішень, оскільки це можна винести на хмарний рівень. Хмарні технології також використовують децентралізацію, тому хмарні сервери є стійкими до збоїв. Ця властивість забезпечує безпеку та надійність головного центру управління та прийняття рішень [16 – 19].

Нижче наведено та описано найвідоміші алгоритми для автоматизації роботизованих груп. Саме поняття кластерного аналізу передбачає процес розділення деякої спільної групи на менші групи, які мають назву кластери, по спільних ознаках [20, 21]. Мета такого розділення - це групування деяких наборів за спільними показниками таким чином, щоб в одному кластері знаходились дані які схожі за деякими ознаками, але об'єкти між кластерами повинні істотно відрізнятись [22].

Алгоритм багаторівневої організації базується на основу ієрархічної моделі кластеризації даних який має дві основні стратегії кластеризації - агломератну та розділювальну. Агломератна стратегія передбачає початкове виділення окремого кластеру для кожного окремого набору надних. При руху ввєрх по ієрархії набори об'єднуються по парам. Розділювальна стратегія, навпаки, передбачає рух зверху-вниз та розбиття початкового кластера та окремі кластери при русі вниз по ієрархії.

Алгоритм Void був розроблений у 1986 році для симуляції зграй птахів і по цей час досить активно використовується для децентралізованих систем керування.

Основні правила алгоритму:

- скупчення – заставляє роботів рухатись ближче один до одного;
- відштовхування – роботи уникають близького контакту один з одним;
- вирівнювання – роботи змінюють свою швидкість відносно найближчих сусідів [23].

Алгоритм оптимізації часток є наслідником алгоритму рою. Це алгоритм числової оптимізації, коли не потрібно знати точне значення градієнта оптимізованої функції. Його роль полягає у симуляції деякого рою часток, тому спочатку він використовувався для симуляції соціальної поведінки [24]. По даному алгоритму було проведено досить багато досліджень, зокрема, книга Кеннеді та Еберхарта описує досить багато філософських аспектів, які розкриває цей алгоритм та ройового інтелекту [25].

Мурашиний алгоритм є одним з найефективніших алгоритмів для знаходження наближених розв'язків задачі комівояджера – задачі, для пошуку оптимального маршруту [26 – 29].

Дослідження, яке буде проведено в ході виконання кваліфікаційної роботи зробить свій внесок у методи ройового інтелекту для роботизованих систем для виконання спільних завдань. Практична цінність полягає у подальшій можливості впровадження алгоритму для безпілотних систем задля виконання спільних завдань у різних середовищах, для прикладу, на виробництві, складах, пошуково-рятувальних операціях, будівництві тощо.

1.2 Огляд існуючих рішень

Сучасні методи керування роботами з мінімальним або відсутнім централізованим контролем є важливим напрямком розвитку автономних систем, особливо розподіленої робототехніки. Такі системи працюють за принципами самоорганізації та розподілу інформації між учасниками. Тут представлені деякі з основних методів, що активно використовуються в цій галузі. Децентралізовані системи управління забезпечують координацію між агентами без необхідності центрального контролера. Такі системи зазвичай реалізують концепцію Peer-to-Peer (P2P), яка дозволяє роботам обмінюватися інформацією безпосередньо один з одним. Їхні основні характеристики полягають у поняттях координації та розподілі. Координація на основі локальних знань надає можливості, коли кожен робот приймає рішення на основі даних від сусідніх роботів, таким чином зменшуючи затримки, пов'язані з централізованим управлінням [30]. Використання алгоритмів розподілу, наприклад, таких алгоритми на основі графів дозволяють роботам визначати найкращий шлях і координувати свою поведінку, мінімізуючи час реакції. Ці методи особливо ефективні в сценаріях, де робот повинен реагувати на зміни в навколишньому середовищі, наприклад, в пошуково-рятувальних роботах або моніторингу навколишнього середовища [31].

Новітні методи управління роботами передбачають мінімальне централізоване управління або взагалі не передбачають його і базуються на децентралізованих підходах, які дозволяють кожному роботу діяти автономно і приймати рішення на основі локальної інформації. Одним з найпоширеніших підходів є використання алгоритмів самоорганізації, де кожен робот діє як автономна одиниця, реагуючи на умови навколишнього середовища і взаємодіючи з іншими роботами за допомогою простих правил поведінки. Такі системи можуть працювати в різних моделях, таких як ройовий інтелект, де основна суть полягає в тому, що кілька агентів (роботів) працюють спільно, керуючись їх локальною взаємодією один з одним, без необхідності централізованого планування. Роботи в таких системах нагадують організми, такі як мурахи або птахи, які можуть самостійно обмінюватися інформацією через обмежені канали зв'язку і адаптувати свою поведінку відповідно до поведінки інших учасників. Головною особливістю такого підходу є те, що кожен робот виконує завдання незалежно від глобальних цілей, використовуючи лише локальну інформацію, отриману від сусідніх роботів і давачів.

Іншим важливим підходом є використання алгоритмів, заснованих на теорії графів, за допомогою яких розподілене управління реалізується шляхом розподілу завдань по мережі зв'язків між роботами. Кожен агент представляється у вигляді вершини графа, а зв'язки між агентами - у вигляді ребер. Така структура дозволяє системі гнучко адаптуватися до змін у навколишньому середовищі, оскільки зміни в роботі одного робота не впливають на всю систему, що значно підвищує надійність і масштабованість такого рішення [10]. Це особливо важливо в складних і динамічних середовищах, де централізоване управління може стати вузьким місцем через затримки і помилки [32]. Ще однією важливою сучасною технологією є використання алгоритмів навчання, таких як глибоке навчання і навчання з підкріпленням, які дозволяють роботам вивчати власні стратегії управління, експериментуючи і досліджуючи навколишнє середовище [33, 34]. Завдяки такому підходу роботи можуть самостійно розробляти нові адаптивні стратегії, не

покладаючись на попередньо запрограмовану поведінку [35]. Такі системи використовують нейронні мережі для агрегування великих обсягів даних, зібраних під час взаємодії робота з навколишнім середовищем, завдяки чому робот вчиться реагувати на нові умови. Такі методи активно застосовуються у багатьох сферах. Наприклад, у пошуково-рятувальних операціях та при будівництві великих інфраструктурних проєктів роботам необхідно самостійно координувати свою поведінку в ситуаціях, коли зв'язок з центральним сервером або іншим центром управління може бути втрачено. Децентралізація дозволяє таким роботам продовжувати виконувати свої завдання навіть у разі втрати кількох одиниць або тимчасового збою зв'язку.

Перевага децентралізованого підходу полягає в тому, що система є більш стійкою до помилок і відмов окремих компонентів. Оскільки немає єдиного центру управління або блоку управління, кожен робот в такій системі приймає рішення самостійно на основі локальної інформації, отриманої від оточуючих агентів і навколишнього середовища. Це забезпечує високий рівень адаптивності та гнучкості, адже навіть якщо один робот виходить з ладу, інші можуть пристосуватися до нової ситуації і продовжувати виконувати свої завдання. В результаті система не залежить від одного елемента і може продовжувати працювати без значної втрати функціональності.

Такий підхід особливо важливий у застосуванні безпілотних технологій, таких як дрони та автономні транспортні засоби, а також у критично важливих сферах, де збої можуть мати серйозні наслідки, таких як рятувальні операції, військові місії та моніторинг навколишнього середовища. Наприклад, у самокерованих автомобілях і літаках відсутність централізованого управління дозволяє швидко реагувати на зміни в навколишньому середовищі і забезпечує високу надійність у разі часткових відмов окремих систем. Наукові роботи, опубліковані в останні роки, підтверджують, що в застосуванні децентралізованих методів досягнуто значного прогресу: Відомі дослідження, опубліковані в таких авторитетних виданнях, як IEEE Robotics and Automation Letters та інших провідних

журналах з робототехніки, показують, наскільки масштабними, надійними та ефективними можуть бути розподілені системи навіть у найбільш непередбачуваних умовах. Наприклад, у робототехнічних системах, що працюють у дуже нестабільному середовищі або коли окремі роботи пошкоджені, розподілені алгоритми можуть значно зменшити ймовірність втрати контролю над всією системою.

Крім того, дослідження показали, як такі системи можуть працювати в складних і небезпечних умовах, де традиційні централізовані підходи неефективні або вразливі до зовнішніх впливів. Наприклад, у разі катастрофи або стихійного лиха розподілені роботи можуть ефективно координувати свою поведінку, навіть якщо зв'язок між ними частково перерваний або втрачений. Завдяки своїй гнучкості та адаптивності розподілені системи стають важливими для розвитку самонавчальних та автономних технологій, де роботи можуть не лише виконувати завдання в умовах невизначеності, але й покращувати свою роботу, обмінюючись досвідом з іншими агентами. Це дозволить розробити нові, більш надійні методи управління роботами для широкого спектру застосувань.

Сучасні підходи до управління поведінкою розподілених роботів все частіше ґрунтуються на принципах самоорганізації, штучного інтелекту (ШІ) та розподілених обчислень. Ці методи сприяють створенню ефективних, адаптивних і автономних систем, здатних виконувати складні завдання в мінливому середовищі без необхідності централізованого управління. Самоорганізація в контексті робототехніки відображає здатність системи або групи роботів координувати свою поведінку на основі простих локальних правил і взаємодій [36]. Основна суть полягає в тому, що кожен робот діє відповідно до інформації, доступної в його безпосередньому оточенні, формуючи таким чином глобальну поведінку групи. Це включає алгоритми, змодельовані на основі поведінки природних систем, таких як зграї птахів або риб. Розробка таких алгоритмів, особливо ройових, відкрила нові горизонти для інтеграції механізмів самоорганізації в робототехніку, дозволяючи групам автономних роботів

ефективно взаємодіяти і виконувати такі завдання, як пошук, порятунок і спостереження [37].

Алгоритми самоорганізації використовуються для синхронізації та розподілу завдань між роботами без центрального управління і працюють за принципами, що імітують поведінку соціальних організмів, таких як зграї птахів або мурашині колонії. Основна мета цих алгоритмів - досягти високої групової ефективності, коли кожен робот взаємодіє з іншими на основі простих правил. Алгоритми, самоорганізації, засновані на концепції локальної взаємодії, тобто кожен робот приймає рішення на основі інформації від сусідніх роботів. Наприклад, у ройових алгоритмах, таких як алгоритм оптимізації рою частинок (PSO), роботи (частинки) обмінюються інформацією про своє положення і швидкість, щоб адаптуватися до мінливих умов навколишнього середовища. Дослідження показали, що такий тип локального управління забезпечує достатню координацію і дозволяє досягати колективних цілей без необхідності централізованого контролю. Крім того, децентралізовані системи використовують такі механізми, як протоколи пліток і алгоритми консенсусу, що дозволяють роботам обмінюватися інформацією про свій стан і завдання, яке вони виконують. Ці механізми дозволяють роботам досягати консенсусу щодо розподілу завдань і забезпечувати координацію в масштабах всієї групи. Наприклад, дослідження використання протоколів пліток показали, що ефективний обмін інформацією між роботами сприяє швидшому і точнішому виконанню завдань.

Штучний інтелект забезпечує гнучкість і адаптивність розподілених систем і дозволяє роботам вчитися на власному досвіді. Системи на основі ШІ, такі як нейронні мережі, можна використовувати для прогнозування поведінки інших роботів, адаптації до нових умов навколишнього середовища та оптимізації маршрутів [38, 39]. Це дозволяє групі роботів не тільки адаптуватися до змін у навколишньому середовищі, а й передбачати проблеми, які можуть виникнути під час їхньої роботи. Наприклад, алгоритми глибокого навчання можуть підвищити ефективність роботи, дозволяючи роботам аналізувати великі обсяги сенсорних

даних і приймати більш обґрунтовані рішення в режимі реального часу. Розподілені обчислення забезпечують платформу для ефективної роботи великих груп роботів, дозволяючи їм виконувати обчислення паралельно, тим самим значно підвищуючи їхню продуктивність. У цьому контексті, замість того, щоб надсилати інформацію на централізований сервер, роботи можуть обробляти інформацію локально і розподіляти власні завдання. Це не тільки знижує навантаження на мережу, але й зменшує затримки, пов'язані з обробкою даних. Розподілені алгоритми, засновані на принципі колективного навчання, дозволяють групам роботів обмінюватися знаннями та адаптуватися до нових ситуацій [40, 41].

Розподілені системи управління широко використовуються в контексті Індустрії 4.0, де промислові роботи, особливо автономні та взаємопов'язані роботизовані системи, є основним елементом. Одним із прикладів є платформи для гнучких виробничих ліній. Тут окремі роботи, оснащені локальними обчислювальними блоками і давачами, можуть приймати рішення на основі наявних даних і взаємодіяти з іншими роботами без потреби в централізованому контролері [42]. Використовуючи ройові алгоритми, ці системи можуть синхронізувати і збалансувати робочі навантаження між роботами та адаптувати процеси в режимі реального часу до змін у виробництві, таких як несподівані поломки обладнання або зміни в конфігурації виробничих завдань. Це не лише зменшує ризик перебоїв у виробництві, але й покращує координацію між роботами та загальну продуктивність.

У сфері рятувальних і пошукових місій децентралізовані підходи стають все більш важливими для успішної роботи автономних роботів у складних і невизначених умовах. Це особливо актуально в проєктах, де автономні дрони і наземні роботи працюють разом для виконання спільного завдання, наприклад, в зонах стихійних лих [43, 44]. Децентралізація дозволяє таким роботам самостійно адаптувати свою поведінку на основі інформації, отриманої від сусідніх роботів і зовнішніх давачів. Це важливо в ситуаціях, коли видимість обмежена або відсутня глобальна система координат, коли роботи не можуть покладатися на єдине

джерело інформації і змушені будувати свої стратегії на основі локальних даних. Такий підхід робить роботів більш стійкими до збоїв зв'язку і втрати одного або декількох членів команди [45]. Важливим прикладом децентралізації в рятувальних операціях є проєкт DARPA Subterranean Challenge, де автономні роботи досліджують підземні тунелі, печери і міські підземелля. Ці роботи в процесі самоорганізації можуть розподіляти зони для дослідження і співпрацювати для передачі важливої інформації, навіть якщо вони не пов'язані безпосередньо. Використовуючи ройові алгоритми, такі системи можуть адаптуватися до невідомих перешкод і змін у навколишньому середовищі, що значно підвищує їхню ефективність у рятувальних операціях [46].

Одним з найяскравіших прикладів розподіленого управління в промисловості є гнучкі виробничі системи (FMS), що використовуються такими компаніями, як Amazon, Siemens і Tesla. Ці системи стали основним елементом у ланцюгах поставок і виробничих процесах завдяки своїй здатності адаптуватися до швидкозмінних потреб ринку та максимізувати ефективність використання ресурсів [47]. У FMS роботи, оснащені локальними контролерами, виконують завдання сортування, обробки та зберігання без централізованого управління. Кожен робот оснащений давачами і модулями обробки даних, які дозволяють йому приймати рішення в режимі реального часу. Наприклад, складський робот може самостійно обирати маршрут, найближчий до місця призначення, уникати зіткнень з іншими роботами, коригувати свій маршрут у відповідь на зміну навантаження в робочій зоні, а також самостійно регулювати послідовність виконання завдань [48, 49]. Це досягається завдяки децентралізованій архітектурі, де кожен робот працює як автономна одиниця і отримує інформацію від сусідніх роботів та інфраструктури складу через мережеву систему зв'язку.

У військовій робототехніці активно використовуються методи розподіленого управління, особливо в автономних системах, що працюють у складних і небезпечних умовах. Одним з найвідоміших прикладів є безпілотні літальні апарати (БПЛА), зокрема, проєкти, що передбачають використання роїв дронів, які

працюють разом, використовуючи розподілені алгоритми без необхідності централізованого управління.

Одним з найважливіших прикладів є проєкт Міністерства оборони США з використання роїв дронів для ведення бойових дій. У таких системах кілька дронів можуть працювати разом для виконання складних бойових завдань, таких як розвідка, спостереження, напад і оборона. Дрони в рої керуються розподіленими алгоритмами і можуть приймати власні рішення на основі інформації, зібраної їхніми власними давачами і отриманої в реальному часі від інших дронів. Ця концепція особливо корисна в умовах, коли централізоване управління неможливе або небажане через вразливість до електронних атак або втрату зв'язку з командним центром. У рої безпілотників кожен дрон стає незалежним «агентом», який може автономно адаптуватися до мінливих умов бою, так що коли один або кілька дронів виходять з ладу або збиваються, решта дронів у рої адаптуються і продовжують виконувати свої місії без істотного зниження ефективності. Такий підхід значно підвищує стійкість і гнучкість системи в бойових умовах. Такі рої безпілотників можуть діяти за трьома основними напрямками: розвідка, атака противника та захист сил. У розвідці децентралізовані дрони можуть літати над великими територіями, збирати інформацію про розташування сил противника і передавати дані у вигляді агрегованих зображень на основі інформації від окремих дронів [50]. Під час атак дрони можуть синхронізувати свої дії і атакувати ворожі об'єкти одночасно з декількох напрямків, мінімізуючи можливості противника вжити контрзаходів. В оборонних операціях дрони можуть створювати мобільні бар'єри для захисту військових об'єктів і конвоїв [51].

Іншим прикладом є проєкт OFFSET (OFFensive Swarm-Enabled Tactics), що фінансується Агентством передових оборонних дослідницьких проєктів Міністерства оборони США (DARPA). Проєкт спрямований на розробку розподілених алгоритмів для управління роями дронів у складних міських умовах; основна мета програми OFFSET - розробити розподілені алгоритми для управління щільними роями дронів, де традиційні методи управління неефективні через

обмеження зв'язку і видимості, а також необхідність швидко реагувати на мінливі умови. Метою роботи є розробка розподілених алгоритмів управління кредитними роями. Метою даного дослідження є створення роїв дронів, які можуть функціонувати в міських умовах. Особливістю таких роїв є їх здатність до самоорганізації та адаптації в ситуаціях з обмеженим зв'язком: коли один дрон втрачає зв'язок або пошкоджується, інші дрони рою змінюють свою поведінку, щоб компенсувати втрату, що робить такі системи дуже живучими і стійкими до атак і виведення з ладу. Децентралізовані методи управління у військових роях також дозволяють вирішувати завдання, що вимагають високої точності і одночасної координації дій декількох агентів, такі як одночасна атака декількох цілей або обхід оборонних систем противника за допомогою колективного інтелекту рою [52]. Це значно підвищує оперативну ефективність і дозволяє виконувати складні завдання з мінімальним втручанням оператора.

1.3 Висновки до першого розділу

У децентралізованій системі кожен робот в автономній групі може ухвалювати рішення самостійно, покладаючись на локальну інформацію і за мінімального обміну даними з іншими агентами. Це скорочує затримки в ухваленні рішень і підвищує стійкість системи до збоїв окремих елементів. У галузях, де часто використовуються великі парки роботів (наприклад, склади і розподільні центри Amazon), такі методи дають змогу знизити навантаження на центральний сервер і підвищити швидкість виконання завдань. Згідно зі звітом McKinsey за 2021 рік, упровадження автономних децентралізованих систем у логістиці може підвищити операційну ефективність на 30-40 %, скоротити час виконання замовлення та підвищити адаптивність до зовнішніх змін, як-от коливання попиту й затримки постачань. У військових технологіях необхідність децентралізації ще більш очевидна, оскільки роботам і безпілотним системам доводиться діяти на полі бою в умовах, коли зв'язок із центральним сервером обмежений або перерваний. Самоорганізовані алгоритми в таких ситуаціях можуть значно підвищити

автономність і ефективність, оскільки вони можуть зберігати свої функції і продовжувати виконувати свої завдання без прямого управління. Це підтверджується даними звіту DARPA (Defence Advanced Research Projects Agency). Згідно з цим звітом, автономні системи, здатні самостійно координувати свої дії, показують вищі результати порівняно з централізованими підходами, особливо в місіях з мінімальним втручанням людини.

У сучасних умовах стрімкого технологічного розвитку питання децентралізованого управління роботами стає дедалі актуальнішим. Це відбивається одночасно на кількох важливих факторах, таких як тенденції розвитку робототехніки, автоматизація виробничих процесів і попит на системи реального часу. Одним з найбільш важливих аспектів є зростаюча складність завдань, які виконують сучасні роботи і які вимагають швидкого опрацювання великих обсягів інформації та прийняття рішень у режимі реального часу. Централізовані системи, які використовуються для координації роботи безлічі роботів, стикаються з низкою обмежень, як-от проблеми масштабування, затримка даних і вразливість до одиничних точок відмови. У результаті стає зрозуміло, що перехід до децентралізованих схем управління - необхідний крок у розвитку робототехніки та систем автоматизації загалом.

У децентралізованій системі кожен робот в автономній групі може ухвалювати рішення самостійно, покладаючись на локальну інформацію і за мінімального обміну даними з іншими агентами. Це скорочує затримки в ухваленні рішень і підвищує стійкість системи до збоїв окремих елементів. У галузях, де часто використовуються великі парки роботів (наприклад, склади і розподільні центри Amazon), такі методи дають змогу знизити навантаження на центральний сервер і підвищити швидкість виконання завдань. Згідно зі звітом McKinsey за 2021 рік, упровадження автономних децентралізованих систем у логістиці може підвищити операційну ефективність на 30-40 %, скоротити час виконання замовлення та підвищити адаптивність до зовнішніх змін, як-от коливання попиту й затримки постачань. У військових технологіях необхідність децентралізації ще

більш очевидна, оскільки роботам і безпілотним системам доводиться діяти на полі бою в умовах, коли зв'язок із центральним сервером обмежений або перерваний [53]. Самоорганізовані алгоритми в таких ситуаціях можуть значно підвищити автономність і ефективність, оскільки вони можуть зберігати свої функції і продовжувати виконувати свої завдання без прямого управління. Це підтверджується даними звіту DARPA (Defence Advanced Research Projects Agency). Згідно з цим звітом, автономні системи, здатні самостійно координувати свої дії, показують вищі результати порівняно з централізованими підходами, особливо в місіях з мінімальним втручанням людини.

Логістичні компанії також вкладають значні кошти в децентралізовані системи управління. Це пояснюється тим, що вони дають змогу скоротити витрати та підвищити гнучкість. З розвитком електронної комерції та глобальної торгівлі швидкість і ефективність доставки стають важливими показниками конкурентоспроможності. У цьому контексті розподілені алгоритми, як-от алгоритми самоорганізованих груп, дають змогу оптимізувати розподіл завдань між безпілотними автомобілями і дрона, знизити навантаження на центральні сервери та підвищити стійкість до раптових змін умов експлуатації, як-от погана погода або відмова інфраструктури. З огляду на стрімке поширення Інтернету речей (IoT) і мереж 5G, розподілені системи стануть основою для створення нових архітектур управління, особливо в «розумних» містах і на сучасних заводах [54]. Децентралізовані системи можуть працювати ефективніше завдяки розподіленим обчисленням на кордоні, знижуючи залежність від великих хмарних обчислювальних потужностей і підвищуючи автономність окремих пристроїв. Це збігається зі зростаючою роллю прикордонних обчислень у майбутніх роботизованих системах.

Існуючі централізовані та частково децентралізовані системи керування, незважаючи на їхнє давнє застосування в робототехніці, мають низку суттєвих обмежень, які стають особливо очевидними під час роботи в масштабованих або динамічних середовищах. Одна з основних проблем централізованого управління

полягає в тому, що вся система залежить від одного або декількох центральних вузлів, які виконують функції обчислювального та комунікаційного центру. У системах з великою кількістю роботів і агентів обмежена пропускна здатність і обчислювальна потужність центрального вузла сповільнює обробку даних і управління, що призводить до так званих «вузьких місць». Це дуже важливо у високодинамічних середовищах, де своєчасне ухвалення рішень має вирішальне значення для забезпечення точної роботи всієї системи.

Централізовані системи також характеризуються недостатньою адаптивністю до змін у навколишньому середовищі. Оскільки рішення ухвалюються централізовано, зміни в навколишньому середовищі потребують додаткового часу на збір даних від усіх роботів, їх централізоване передання, оброблення інформації та надсилання відповідних команд. Цей процес значно сповільнює реакцію системи на неочікувані зміни і може виявитися фатальним у сценаріях, де постійно присутня невизначеність навколишнього середовища або зміни відбуваються дуже швидко. Недостатня надійність централізованих систем проявляється у вразливості центрального вузла до збоїв. Коли цей вузол виходить з ладу, вся система стає непрацездатною. Це серйозний недолік, особливо в критично важливих додатках, таких як безпілотні літальні апарати та автономні автомобілі. Навіть у частково децентралізованих системах, де деякі обчислення і зв'язок між роботами здійснюються локально, координація і управління все одно залежать від центрального елемента, що не вирішує проблему повністю.

Масштабованість також є серйозною проблемою для таких систем. У міру збільшення кількості роботів і складності середовища навантаження на центральний вузол зростає експоненціально. У результаті система втрачає ефективність і може не функціонувати належним чином за деякого масштабу, особливо якщо обчислювальні потужності та ресурси мережевої інфраструктури обмежені. Системи, розраховані на роботу від кількох до кількох сотень агентів, зазвичай стикаються з проблемами управління ресурсами, оскільки централізовані рішення вимагають координації дій усіх роботів у режимі реального часу. З погляду

енерговитрат централізовані рішення часто вимагають більше ресурсів для підтримки постійного зв'язку з усіма агентами. Це знижує ефективність системи і може потребувати додаткових ресурсів для підтримки життєздатності місії протягом тривалого часу [55].

У цьому контексті дуже важливо, щоб кожен робот міг швидко реагувати на зміни в навколишньому середовищі, як-от поява нових перешкод або зміна положення цілі. З цією метою я вивчаю можливість створення механізмів зворотного зв'язку, коли роботи не тільки реагують на сигнали один одного, а й спостерігають за наслідками власних дій і коригують свою поведінку. Це дасть нам змогу створювати системи, які адаптуються в режимі реального часу, що дасть їм змогу виконувати завдання найефективніше навіть у непередбачуваних ситуаціях. Таким чином, дане дослідження спрямоване на поліпшення тих аспектів розподілених алгоритмів, які максимально підвищують гнучкість, масштабованість і адаптивність роботизованих систем у реальному світі. Це не тільки поліпшення наявних алгоритмів, а й новий підхід до управління, який робить системи більш автономними та менш залежними від центрального вузла. З огляду на стрімкий розвиток таких технологій, як штучний інтелект і машинне навчання, ці алгоритми можна вдосконалити завдяки використанню більш глибокого рівня самоорганізації, коли роботи вчаться взаємодіяти більш ефективно на основі накопиченого досвіду. Такі аспекти, як розподілене опрацювання даних, адаптивні мережеві протоколи та самоорганізовані алгоритми, мають вирішальне значення для розв'язання проблем децентралізації, про що свідчать останні дослідження 2020 року і наступних років.

2 МЕТОДИ АНАЛІЗУ ТА УНИКНЕННЯ ХАОТИЧНОГО РУХУ РОБОТІВ У ПОТЕНЦІАЛЬНОМУ ПОЛІ

2.1 Метод потенціальних полів для децентралізованого керування рухом групи роботів

Розглянемо метод потенціальних полів для N роботів, кожен з яких позначимо індексом i , де $i \in \{1, 2, \dots, N\}$ [55]. Нехай кожен робот знаходиться у просторі конфігурацій, наприклад, у двовимірному. Позицію i -го робота позначимо як p_i , де $p_i \in R^2$. Для спрощення нехай, що робот є матеріальною точкою

У такому найпростішому підході вважаємо, що існує цільова точка з координатами $p_g \in R^2$, до якої роботи повинні наближатися. Також існують інші роботи, позиції яких задані як p_j , де $j \neq i$, і перешкоди в просторі з позиціями P_{obsk} , де $k \in \{1, 2, \dots, M\}$, а M – кількість перешкод.

Суть методу потенціальних полів полягає в тому, що кожен робот рухається під впливом віртуальних сил, утворених градієнтами штучних потенціальних функцій [56, 57]. Ці сили призводять до того, що роботи орієнтуються та переміщуються в напрямку цільової точки, одночасно уникаючи перешкод та не вступаючи в зіткнення з іншими роботами. Кожен робот знаходиться під впливом загального потенціалу $U(p_i)$, який може бути розкладений на декілька складових:

- потенціал, що спрямовує роботів до цільової точки – цей потенціал зазвичай має вигляд відштовхуючої або притягуючої сили, яка залежить від відстані між роботом та цільовою точкою p_g ;

- потенціал, що моделює відштовхування від інших роботів – для уникнення зіткнень з іншими роботами вводиться потенціал, який дає відштовхувальну силу в разі наближення двох роботів;

– потенціал, що моделює відштовхування від перешкод – для уникнення зіткнень з перешкодами, кожен робот також відчуває відштовхувальну силу від кожної перешкоди.

Отже, загальний потенціал для i -го робота можна записати як (2.1):

$$U(p_i) = U_{att}(p_i) + U_{rep}^{(r)}(p_i) + U_{rep}^{(o)}(p_i), \quad (2.1)$$

де $U_{att}(p_i)$ – притягуючий потенціал до цілі,

$U_{rep}^{(r)}(p_i)$ загальний відштовхуючий потенціал від інших роботів,

$U_{rep}^{(o)}(p_i)$ – загальний відштовхуючий потенціал від перешкод. Найпростішим і найпоширенішим видом притягуючого потенціалу є квадратична функція (2.2)

$$U_{att}(p_i) = \frac{1}{2} \alpha |p_i - p_g|^2, \quad (2.2)$$

де $\alpha > 0$ – коефіцієнт, що визначає «силу» притягування до цілі. Такий потенціал має глобальний мінімум у точці $p_i = p_g$. Чим більшим є α , тим швидше робот буде рухатись до цілі.

Щоб уникнути зіткнень, між роботами вводимо відштовхуючий потенціал. Одним з класичних підходів є використання функції, що починає діяти лише тоді, коли відстань між роботами стає меншою за деяке порогове значення d_0 . Для пари роботів i та j , де $j \neq i$, визначимо з формулою (2.3):

$$U_{rep}^{(r)}(p_i) = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N U_{ij}^{(r)}(p_j), \quad (2.3)$$

$$\text{де } U_{ij}^{(r)}(p_i) = \begin{cases} \frac{1}{2} \beta \left(\frac{1}{\|p_i - p_j\|} - \frac{1}{d_0} \right)^2 & \text{якщо } \|p_i - p_j\| < d_0 \\ 0, & \text{в іншому випадку} \end{cases}$$

В такому випадку $\beta > 0$ – коефіцієнт віртуальної силової взаємодії між роботами. У випадку, коли два роботи наближаються ближче за d_0 , потенціал швидко зростає, створюючи сильну відштовхуючу силу.

Відштовхуючий потенціал від перешкод [58] визначається в аналогічний спосіб (2.4):

$$U_{rep}^{(r)}(p_i) = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N U_{ij}^{(r)}(p_j), \quad (2.4)$$

$$\text{Де } U_{ik}^{(o)}(p_i) = \begin{cases} \frac{1}{2} \eta \left(\frac{1}{|p_i - p_{obsk}|} - \frac{1}{d_{obs}} \right)^2 & \text{якщо } |p_i - p_{obsk}| < d_{obs} \\ 0, & \text{в іншому випадку} \end{cases}$$

В такому випадку $\eta > 0$ – коефіцієнт, що визначає силу відштовхування від перешкоди, а d_{obs} – область впливу перешкоди. Таким чином, загальний потенціал для одного робота пишеться формулою (2.5):

$$U(p_i) = \frac{1}{2} \alpha \|p_i - p_g\|^2 + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N \max \left\{ 0, \frac{1}{2} \beta \left(\frac{1}{\|p_i - p_j\|} - \frac{1}{d_0} \right)^2 \right\} + \sum_{k=1}^M \max \left\{ 0, \frac{1}{2} \eta \left(\frac{1}{|p_i - p_{obsk}|} - \frac{1}{d_{obs}} \right)^2 \right\}, \quad (2.5)$$

Функція $\max\{0, \cdot\}$ використовується, для увімкнення відштовхуючого потенціалу лише у випадку, коли робот знаходиться у відповідній зоні впливу.

За фізичною аналогією, сила, що діє на робота, дорівнює від'ємному градієнту потенціалу (2.6):

$$F_i = -\nabla U(p_i), \quad (2.6)$$

де $\nabla U(p_i)$ – градієнт потенціальної функції за координатами p_i .

Розглядаємо спрощений кінематичний підхід, коли швидкість робота пропорційна силі, без урахування маси та інерції (2.7):

$$\dot{p}_i = -K\nabla U(p_i), \quad (2.7)$$

де $K > 0$ – коефіцієнт, що визначає, наскільки швидко робот реагує на градієнт потенціалу. Це рівняння описує еволюцію позиції робота з часом. Іншими словами, робот рухається у напрямку зменшення $U(p_i)$.

Розрахуємо градієнти складових потенціалу (2.8). Для притягуючого потенціалу маємо:

$$\nabla U_{\text{att}}(p_i) = \alpha(p_i - p_g), \quad (2.8)$$

Для відштовхуючого потенціалу (2.9) між роботами у випадку, коли $|p_i - p_j| \leq d_0$:

$$\nabla U_{ij}^{(r)}(p_i) = \beta \left(\frac{1}{|p_i - p_j|} - \frac{1}{d_0} \right) \frac{(p_i - p_j)}{|p_i - p_j|^3}, \quad (2.9)$$

В аналогічний спосіб для відштовхування від перешкод, у випадку $|p_i - p_{obs_k}| \leq d_{obs}$:

$$\nabla U_{ik}^{(o)}(p_i) = \eta \left(\frac{1}{|p_i - p_{obs_k}|} - \frac{1}{d_{obs}} \right) \frac{(p_i - p_{obs_k})}{|p_i - p_{obs_k}|^3}, \quad (2.10)$$

Таким чином отримаємо вираз (2.11):

$$\nabla U(p_i) = \alpha(p_i - p_g) + \sum_{j=1}^N \gamma_{ij}(p_i) + \sum_{k=1}^M \gamma_{ik}(p_i), \quad (2.11)$$

де $\gamma_{ij}(p_i)$ та $\gamma_{ik}(p_i)$ відповідно є градієнтами відштовхуючих потенціалів від інших роботів та від перешкод (коли вони діють, інакше $\gamma_{ij}(p_i) = 0$ та $\gamma_{ik}(p_i) = 0$).

Отримані рівняння дозволяють кожному роботу діяти незалежно від інших у напрямку, що зменшує загальний потенціал, гарантуючи локальну автономію рішень кожного робота. З введенням рушійного потенціалу, що моделює взаємодію між роботами, система демонструє ознаки самоорганізації, що є важливою особливістю децентралізованих систем управління. Зокрема, роботи намагаються досягти цільової точки, дотримуючись оптимальної траєкторії, яка мінімізує ризик надмірного скупчення і зіткнень між членами групи та враховує необхідність уникати статичних і динамічних перешкод у робочому середовищі. Такий підхід забезпечує ефективний розподіл ролей і завдань між роботами та сприяє формуванню стійкої структури групової поведінки навіть в умовах мінливого середовища і появи нових перешкод. Ці особливості дозволяють системі адаптуватися до мінливих зовнішніх умов і роблять її придатною для широкого спектру практичного застосування, в тому числі в складних і небезпечних умовах, таких як рятувальні операції, розвідувальні місії і логістика[30].

Процес можна описати покроково:

1. Кожен робот оцінює свою позицію p_i та визначає відстані до цілі p_g , найближчих роботів p_j та перешкод p_{obsk} .
2. Кожен робот обчислює значення потенціальних функцій $U_{att}(p_i)$, $U_{rep}^{(r)}(p_i)$ та $U_{rep}^{(o)}(p_i)$, а потім загальний потенціал $U(p_i)$.
3. Кожен робот обчислює градієнт $\nabla U(p_i)$, знаходить вектор сили $F_i = -\nabla U(p_i)$, та відповідно визначає свою нову швидкість $\dot{p}_i = -K\nabla U(p_i)$.
4. З оновленою швидкістю робот рухається протягом короткого часового інтервалу, після чого процес повторюється. Таким чином, з часом позиції p_i змінюються, наближаючись до мінімуму $U(p_i)$, що відповідає цільовій точці.

Такий простий механізм дозволяє досягти самоорганізованої поведінки групи роботів без централізованого керування. Математичне моделювання найпростішого процесу автоматизованого керування групою роботів на основі самоорганізації за методом потенціальних полів зводиться до визначення для кожного робота загального потенціалу $U(p_i)$ та дії за градієнтом цього потенціалу

з метою його мінімізації. Вказаний підхід створює умови для самоорганізації колективної поведінки, досягнення цілі та уникнення зіткнень у розподілених, децентралізований спосіб.

2.2 Хаотичний рух робота у потенціальному полі

Розглянемо ситуацію, коли робот знаходиться у полі дії двох симетричних цільових точок, розташованих, для спрощення, на осі X . Нехай такі дві цілі мають однакові характеристики притягування і знаходяться у точках $x = +a$ та $x = -a$, де $a > 0$. Нехай притягуючий потенціал кожної цілі має квадратичний характер поблизу свого мінімуму для цілі у точці $+a$ потенціал можна описувати виразом (2.12):

$$U_+(x) = \frac{a}{2}(x - a)^2, \quad (2.12)$$

(2.13) використовується для розрахунку цілі у точці $-a$

$$U_-(x) = \frac{a}{2}(x + a)^2, \quad (2.13)$$

де $a > 0$ – коефіцієнт притягування.

Загальний потенціал (2.14) від двох симетричних цілей є сумою потенціалів (2.12) та (2.13)

$$U(x) = U_+(x) + U_-(x) = \frac{a}{2}(x - a)^2 + \frac{a}{2}(x + a)^2, \quad (2.14)$$

Розкриємо дужки та отримаємо рівняння (2.15) та (2.16):

$$(x - a)^2 = x^2 - 2ax + a^2, \quad (2.15)$$

$$(x+a)^2 = x^2 + 2ax + a^2, \quad (2.16)$$

Додаючи результати (2.15) та (2.16), отримаємо (2.17)

$$(x-a)^2 + (x+a)^2 = (x^2 - 2ax + a^2) + x^2 + 2ax + a^2 = 2x^2 + 2a^2, \quad (2.17)$$

Отже, загальний потенціал запишемо як (2.18):

$$U(x) = \frac{a}{2} (2x^2 + 2a^2) = a(x^2 + a^2), \quad U(x) = a(x^2 - a^2)^2, \quad (2.18)$$

який має два мінімуми, $x = +a$ та $x = -a$, і локальний максимум $x = 0$.

Властивості потенціалу:

- мінімуми $x = \pm a$, де $U(\pm a) = 0$;
- локальний максимум у точці $x = 0$, де $U(0) = a^4$.

Коли робот керується градієнтом потенціалу за правилами (2.19) та (2.20)

$$\dot{x} = -k \frac{dU}{dx}, \quad (2.19)$$

$$m\ddot{x} + d\dot{x} + \frac{dU}{dx}(x) = 0, \quad (2.20)$$

Підставляючи розглянутий потенціал $U(x) = a(x^2 - a^2)^2 / 2$ (взявши половинний коефіцієнт для зручності), отримаємо (2.21):

$$\frac{dU}{dx} = a(x^2 - a^2)(2x) = 2ax(x^2 - a^2), \quad (2.21)$$

Тоді рівняння набуває вигляду (2.22) та (2.23):

$$m\ddot{x} + d\dot{x} + 2ax(x^2 - a^2) = 0, \quad (2.22)$$

$$\ddot{x} + ux - \delta = 0, \quad (2.23)$$

де, для відповідності формі осцилятора Дуффінга, можемо виконати зміну параметрів. Основна суть полягає у тому, що потенціал з двома мінімумами створює динамічну систему, яка має форму подвійної ями, подібно до потенціалу Дуффінга. Осцилятор Дуффінга відомий своєю складною динамікою, яка включає періодичні та навіть хаотичні режими руху між двома потенціальними ямами.

Осцилятор Дуффінга – це класична математична модель нелінійних динамічних систем, яка використовується для опису складної поведінки, включаючи хаос, в системах з нелінійними властивостями. Його характерною особливістю є те, що він демонструє широкий спектр режимів від регулярного до хаотичного руху, залежно від параметрів системи. Осцилятори описуються нелінійним диференціальним рівнянням (2.24) у других похідних:

$$\ddot{x} + \delta\dot{x} + \alpha x + \beta x^3 = \gamma \cos(\omega t), \quad (2.24)$$

де x – зміщення системи,

\dot{x} та \ddot{x} – швидкість та прискорення відповідно,

δ – коефіцієнт демпфування,

α - лінійний коефіцієнт відновлювальної сили,

β – коефіцієнт нелінійної сили (залежить від x^3),

γ – амплітуда зовнішньої періодичної сили,

ω – частота зовнішньої сили.

Характеристики осцилятора Дуффінга:

- лінійна частина відповідає класичній гармонійній осциляції, характерній для лінійних систем;
- нелінійна частина додає системі складність, викликаючи асиметрію в русі та можливість кількох стабільних станів;

– зовнішня сила створює періодичне збурення, яке може призводити до хаотичної поведінки залежно від параметрів.

У даному випадку робот, опинившись у точці, де дві цілі симетричні і створюють ефективний потенціал двох мінімумів, може при деяких початкових умовах або при малій демпфувальній складовій почати неконтрольовано осцилювати навколо локального максимуму між двома ямами. Замість того, щоб перейти стабільно до однієї з цілей, він може перейти до хаотичного режиму, тобто рухатися час від часу до однієї ями, потім «перескочити» через «горб» потенціалу і потрапити до області впливу іншої цілі, і так без кінця.

Без додаткового механізму прийняття рішень система може залишатись у такому хаотичному режимі необмежено довго. Математично це пояснюється існуванням нестійких стаціонарних точок (локальних максимумів потенціалу) та складною нелінійною динамікою, яка відома з теорії динамічних систем та хаотичного руху у потенціалах типу подвійної ями [31].

Таким чином доведено математично, що у методі потенціальних полів може виникати проблема з прийняттям рішення роботом за наявності двох симетричних цілей з однаковими характеристиками внаслідок можливості хаотичного руху.

2.3 Шляхи уникнення хаотичного руху робота

Уникнення входження робота у хаотичний режим руху в системах, що базуються на методі потенціальних полів і можуть мати конфігурацію з декількома потенціальними ямами, є складним завданням [57, 59]. Теорія хаосу пропонує різноманітні підходи, як загального теоретичного характеру, так і прикладні методи, що дозволяють або запобігти переходу системи у хаотичний стан, або вибратись з нього. Нижче наведено кілька основних шляхів, які беруть свій початок у теорії хаосу та можуть бути адаптовані для задач керування рухом роботів [60 – 62].

Однією з причин хаотичного руху між двома симетричними точками

притягання є повна симетрія потенціалу. Коли дві цілі мають однакову силу притягання і розташовані симетрично, у робота немає підстав «віддати перевагу» одній ямі над іншою. У теорії хаосу відомо, що навіть мала асиметрія у параметрах системи може зламати симетрію подвійної ями і зменшити або повністю зняти проблему багатостійкості розв'язків. Практично це можна реалізувати:

- злегка змінити інтенсивність притягання однієї з цілей ($a_1 \neq a_2$);
- зсунути одну з цілей на незначну величину, щоб позиції були a та $a + \delta$, де δ – мале число.

Цей невеликий дисбаланс змушує систему мати чіткіший глобальний мінімум і усуває або суттєво знижує хаотичність руху.

Застосування керування хаосом типу OGY (Ott–Grebogi–Yorke)

В теорії хаосу відомий метод управління хаотичною динамікою, запропонований Оттом, Гребоджі та Йорком (метод OGY). Сутність цього методу полягає у введенні малих, але спрямованих корекцій системи у деякі моменти часу. Порядок OGY:

- визначити нестійку періодичну орбіту, в околі якої система «блукє»;
- застосовувати мікроскопічні зміни параметрів (наприклад, злегка змінювати коефіцієнт притягання α або коефіцієнт згасання d під час руху).

Хоча метод OGY складний і вимагає тонкої ідентифікації динамічної поведінки, він може бути адаптований для робототехнічних систем. Застосовуючи OGY, можна стабілізувати одну з потенціальних ям, роблячи її притягуючішою у відповідний момент часу.

Застосування затриманого зворотного зв'язку (Pyragas control) це ще один відомий у теорії хаосу підхід полягає у застосуванні відгуку системи із затримкою. Метод Пірагаса (Pyragas control) використовує сигнал зворотного зв'язку, який є різницею між поточним станом системи та станом системи у минулому на деякий інтервал часу.

Суть полягає у тому, щоб стабілізувати бажаний атрактор або стан, вводячи відносно просту залежність із затримкою. Для робототехнічних систем це можна

інтерпретувати як введення «пам'яті» про те, в якому стані був робот деякий час тому, та коригувати поточні параметри притягання-відштовхування, на основі попередньої інформації, щоб уникнути постійного перескакування між двома ямами.

Збільшення згасання та впровадження в'язкості (енергетична стабілізація), в багатьох динамічних системах хаотична динаміка пов'язана з низьким згасанням [63]. Коли збільшити коефіцієнт згасання d , то система менш схильна до енергійних переходів між потенціальними ямами. Це аналог «енергетичного гасіння» коливань: введення штучного тертя або опору руху позбавляє систему зайвої енергії, необхідної для переходу через бар'єр між двома ямами. У теорії хаосу збільшення згасання часто призводить до переходу від хаотичної динаміки до регулярної, оскільки хаотична система зазвичай потребує достатнього припливу енергії або недостатнього її розсіювання.

Інколи відомо, що додавання випадкового шуму може допомогти системі вийти з пастки локальних мінімумів. Із теорії стохастичного резонансу відомо, що шум, вдало обраний та налаштований, може сприяти переходу системи через потенціальний бар'єр, вибравши одну яму як більш ймовірну кінцеву точку.

Такий підхід не усуває хаосу напряму, але може сприяти тому, що система з часом «випаде» з метастабільного хаотичного руху і зрештою стане стабільною біля однієї цілі. В теорії складних систем іноді це називають «noise-induced escape».

Замість використання чисто симетричних подвійних ям можна застосувати комбіновані потенціали, які мають глобальний мінімум, але локальні зони притягання до проміжних цілей. За наявності ієрархічних потенціалів робот спочатку стабілізується на проміжній цілі, а потім поступово переходить до глобальної цілі. Такий покроковий підхід руйнує умови для хаотичних коливань, оскільки на кожному етапі є явний пріоритетний напрям руху.

Теорія хаосу пропонує різні підходи до контролю та запобігання хаотичній поведінці. У випадку керування групою роботів або одним роботом у потенціальних полях основними етапами є (2.25):

- введення невеликої асиметрії у потенціал, щоб уникнути ідеально симетричних подвійних ям;
- використання методів керування хаосом (OGY, Pyragas), які полягають у мікроскопічних, але цілеспрямованих змінах параметрів у реальному часі;
- збільшення згасання, що зменшує енергійність хаотичних коливань;
- використання стохастичного шуму для «допомоги» системі вийти з локальних пасток;
- застосування ієрархічних потенціалів або додаткових правил, які визначають пріоритетну ціль і зменшують можливість симетричних рішень.

Таким чином, низка теоретичних і практичних прийомів на основі теорії хаосу і нелінійної динаміки дозволяє усунути або суттєво зменшити ймовірність потрапляння робота у хаотичний режим руху між двома симетричними точками притягання [64].

2.4 Оцінка хаотичності траєкторії

Показник Ляпунова є одним з основних методів аналізу динамічних систем і дозволяє оцінити чутливість системи до початкових умов. Цей підхід особливо важливий для багаторобочих систем. Це пов'язано з тим, що їхня поведінка часто залежить від великої кількості взаємодій між агентами та зовнішніми факторами. У таких системах додатне значення показника Ляпунова вказує на хаотичність поведінки і на те, що навіть невеликі початкові відхилення траєкторій можуть призвести до великих розбіжностей у майбутньому. Як наслідок, поведінку рою роботів стає важко передбачуваною, що може негативно вплинути на виконання місії.

Найбільший показник Ляпунова (λ) визначає середню швидкість розходження близьких траєкторій у фазовому просторі. Його математична модель (2.24) виглядає наступним чином:

$$\lambda_m = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{1}{t} \ln \frac{|\delta x(t)|}{|\delta x(0)|}, \quad (2.25)$$

де $\delta x(0)$ – початкова відстань між двома близькими траєкторіями,
 $\delta x(t)$ – відстань між ними через час t .

Якщо $\lambda > 0$, система демонструє експоненціальне відхилення траєкторій, що є основною ознакою хаосу. Нульові значення вказують на нейтральну поведінку, а від’ємні – на стабільність орбіти та зближення. У системах, де для децентралізованого керування рухом використовуються методи потенційного поля, критичні області фазового простору можна визначити за допомогою індексу Ляпунова. Це області, де хаос може призвести до відмови системи або небажаного скупчення роботів.

Максимальний показник Ляпунова (λ_{max}) визначає найшвидше розходження сусідніх траєкторій. Якщо $\lambda_{max} > 0$, траєкторії починають розходитися, що є ознакою хаосу в системі. У випадку самоорганізованої роботизованої системи $\lambda_{max} > 0$ свідчить про нестабільність в груповій динаміці.

Нехай рух робота описується системою динамічних рівнянь (2.26)

$$\dot{x}(t) = f(x(t)), \quad (2.26)$$

де $x(t) \in \mathbb{R}^n$ – вектор стану (наприклад, положення та швидкість робота),
 $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ – неперервно диференційована вектор-функція, що визначає динаміку системи.

Для оцінки рівня хаотичності руху за формулою, подібною до показника Ляпунова, розглянемо два дуже близькі початкові стани (2.27) та (2.28):

$$x(0) + \Delta x(0), \quad (2.27)$$

де $\Delta x(0)$ є малою. З часом траєкторії розходяться:

$$x(t), x(t) + \Delta x(t), \quad (2.28)$$

де $\Delta x(t)$ відображає різницю між ними в момент часу t .

Коли система є детермінованою, то для малих відхилень можна наближено описувати зміну похибки $\Delta x(t)$ шляхом лінеаризації динамічної системи. Розглянемо як змінюється мала похибка Δx під дією лінеаризованих динамічних рівнянь. Лінеаризована система (2.29) має вигляд:

$$\frac{d}{dt} \Delta x(t) = J_f(x(t)) \Delta x(t), \quad (2.29)$$

де $J_f(x(t))$ – матриця Якобі функції f у точці $x(t)$.

Для оцінки рівня хаотичності визначаємо максимальний показник Ляпунова λ_{max} , який характеризує середню експоненційну швидкість розходження, або зближення траєкторій у фазовому просторі (2.30):

$$\lambda_{max} = \lim_{x(0) \rightarrow 0} \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{1}{t} \frac{|\Delta x(t)|}{|\Delta x(0)|}, \quad (2.30)$$

Таким чином, показник зростатиме в середньому зі швидкістю, близькою до експоненційної, що описано у рівнянні (2.31):

$$|\Delta x(t)| \approx |\Delta x(0)| e^{\lambda_{max} t}, \quad (2.31)$$

де $\lambda_{max} > 0$ свідчить про хаотичність руху.

Коли $\lambda_{max} < 0$, відхилення зменшується, і система є стабільною, а якщо $\lambda_{max} = 0$, то система на межі між хаотичним та стабільним режимами. Визначення включає граничний перехід при $t \rightarrow \infty$. Суть полягає у тому, що швидкість

розходження близьких траєкторій у довгостроковій перспективі визначає характер руху. Якщо цей ліміт існує, він визначає середню (довготривалу) експоненціальну швидкість розходження.

Показник Ляпунова визначається для нескінченно малих початкових відхилень, щоб оцінити локальну чутливість системи [65]. Реальна вимірювальна процедура вимагає брати досить малі, але не нульові відхилення, і досить довгий час спостереження[16].

Таким чином, математична формула оцінки рівня хаотичності руху (що базується на концепції найбільшого показника Ляпунова) дозволяє кількісно оцінити, наскільки швидко з часом розходяться траєкторії робота, що спочатку були майже однаковими. Додатне значення λ_{max} свідчить про хаотичну поведінку, оскільки навіть мінімальні похибки у початковому стані призводять до експоненційного розходження траєкторій та непередбачуваності руху.

2.5 Метод автоматичного керування роботом для запобігання хаотичному руху

Адаптивне керування та стабілізація У сучасних динамічних системах для стабілізації хаотичної поведінки використовується декілька підходів: модифікація потенційного поля. Як згадувалося вище, на форму потенційного поля можна впливати, додаючи параметр δ .

Адаптивне управління є важливим методом стабілізації хаотичних систем. У цій стратегії параметри, що визначають динаміку системи, змінюються відповідно до поточної ситуації. Наприклад, зміна параметрів симетрії системи може спрямувати систему до більш передбачуваної динаміки та усунути хаос. Цей підхід базується на безперервному моніторингу стану системи та коригуванні параметрів у режимі реального часу.

Інтеграція чисельних методів Чисельні методи, такі як вибірка даних та алгоритми оцінювання, використовуються для оцінки рівня хаосу. Це дозволяє передбачити, коли система почне демонструвати хаотичну поведінку, і вчасно

вжити заходів для її стабілізації. Цей підхід особливо корисний у динамічних середовищах, де зміни відбуваються швидко. Застосування в практичних задачах Керування хаотичним рухом широко використовується в різних галузях: робототехніка: забезпечення стабільної поведінки автономних роботів, особливо в динамічних середовищах. Космічні дослідження: керування орбітальними системами для уникнення хаотичного руху супутників. Транспортні системи Оптимізація маршрутів у мережах автономних транспортних засобів для уникнення непередбачуваних подій. Переваги адаптивних підходів Автоматична корекція поведінки системи без необхідності зовнішнього втручання. Зменшення ймовірності виходу системи з ладу. Підвищення довгострокової надійності та передбачуваності. Підхід ефективно контролює хаотичну поведінку і забезпечує стабільність навіть у складних і динамічних системах.

Нехай робот описується математичною моделлю (2.32)

$$\dot{x}(t) = f(x(t), \theta), \quad (2.32)$$

де $x(t) \in \mathbb{R}^n$ – вектор стану (наприклад, положення та швидкість робота),

θ – набір параметрів системи, які визначають форму потенціального поля.

Наприклад, $\theta = \{a_i, p_{g_i}, \dots\}$ можуть включати коефіцієнти притягування a_i , позиції цілей p_{g_i} тощо. Показник Ляпунова (найбільший) можна формально оцінити за формулою (2.33)

$$\lambda_{max} = \lim_{x(0) \rightarrow 0} \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{1}{t} \frac{|\Delta x(t)|}{|\Delta x(0)|}, \quad (2.33)$$

На практиці оцінку λ_{max} здійснюють числово за деякий проміжок часу.

Ідентифікація хаотичного режиму, тобто, коли під час руху робота виникає додатне значення оцінки $\lambda_{max} > 0$, це свідчить про хаотичну динаміку [66]. Чим більшим є λ_{max} , тим сильніша чутливість до початкових умов і тим більш

хаотичним є рух.

Визначимо, що у системі є дві цільові точки, які спричиняють хаотичний рух. Нехай початково цілі знаходяться у точках $p_{g_1} = (-a, 0)$ і $p_{g_2} = (a, 0)$ з однаковим коефіцієнтом притягування α . Додамо керований параметр δ , який незначно зсуває другу ціль (2.34):

$$P_{g_i}(\delta) = (a + \delta, 0). \quad (2.34)$$

Таким чином, коли $\delta = 0$, система симетрична, а при $\delta \neq 0$ симетрія порушується. Потенціал притягування для кожної цілі можна записати як (2.35)

$$u_a(x) = \frac{\alpha}{2}|x - P_{g_1}|^2 + \frac{\alpha}{2}|x - P_{g_2}|^2. \quad (2.35)$$

При $\delta = 0$ система має подвійний мінімум, здатний породити хаотичну поведінку. При $\delta \neq 0$ один мінімум стає більш притягуючим, і система втрачає симетрію, що має зменшити або усунути хаотичність.

Адаптивне керування параметром δ за показником Ляпунова. Запропонуємо простий зворотний зв'язок (2.36) та (2.37) для параметра δ :

$$\dot{\delta}(t) = -\mu\lambda_{max}, \quad (2.36)$$

$$\dot{\delta}(t) = -\mu \frac{\partial \lambda_{max}}{\partial \delta}, \quad (2.37)$$

де $\mu > 0$ – малий коефіцієнт адаптації.

Суть підходу така, що $\lambda_{max} > 0$ (хаотична динаміка), тоді $\dot{\delta}(t)$ буде від'ємним, і δ буде зростати. Якщо $\lambda_{max} < 0$ (система нехаотична), то $\dot{\delta}(t)$ стає додатним, δ зменшується, наближаючи систему знову до симетрії, але головне – система вже знаходиться у стабільному режимі. Більш узагальнено, можна розглянути наступну формулу (2.38)

$$\dot{\delta}(t) = -\mu \frac{\partial \lambda_m}{\partial \delta}. \quad (2.38)$$

Оскільки безпосередньо обчислити похідну λ_{max} за δ складно, достатньо знати знак λ_{max} . Коли він додатний, це означає, що система хаотична, і вносимо зсув. Оскільки λ_{max} визначається як граничне значення, на практиці застосовують числовий алгоритм оцінки. Нехай, що кожні Δt секунд оцінюємо $\lambda_{max}(t)$. Тоді можна дискретизувати керування (2.39):

$$\delta_{k+1} = \delta_k - \mu \lambda_{max}(t_k), \quad (2.39)$$

де $t_k = k\Delta t$.

Якщо $\lambda_{max}(t_k) > 0$, тоді δ зміщується в бік зменшення хаотичності. Додаткова стабілізація через згасання для підсилення ефекту можна також коригувати коефіцієнт згасання d у рівняннях руху робота. Наприклад, якщо модель робота містить термін (2.40):

$$m\ddot{x} + d\dot{x} + \nabla U(x) = 0, \quad (2.40)$$

то можна ввести залежність d від λ_{max} . При додатному λ_{max} збільшити d , розсіюючи енергію системи і ускладнюючи перехід між потенціальними ямами. Нехай повний вектор параметрів $\theta = (\delta, d)$. Пропонуємо систему налаштування: (2.41) та (2.42):

$$\dot{\delta}(t) = -\mu_\delta \lambda_{max}(t), \quad (2.41)$$

$$\dot{d}(t) = \mu_d \lambda_{max}(t), \quad (2.42)$$

де $\mu_\delta > 0$ та $\mu_d > 0$ – малі коефіцієнти адаптації.

У випадку, коли система хаотична (λ_{max}), то δ збільшується (зміщуючи одну

ціль) і d теж збільшується (посилюючи згасання), що послідовно знижує здатність системи підтримувати хаотичний режим. Як тільки λ_{max} стане меншим за нуль або близьким до нього, адаптація припиняється, і система лишається у режимі з низькою або відсутньою хаотичністю.

Таким чином, запропонований адаптивний метод базується на оцінці показника Ляпунова у реальному часі. У випадку, коли $\lambda_{max} > 0$, автоматично та поступово вносяться поправки у параметри потенціальних полів, що з часом знижує рівень хаотичності. Вказаний підхід, згідно з теорією керування хаосом, дозволяє уникнути тривалої хаотичної динаміки без потреби у жорсткому примусовому виборі цілі з самого початку.

2.6. Висновки до другого розділу

У другому розділі кваліфікаційної роботи детально проаналізовано метод потенційного поля для децентралізованого керування рухом рою роботів. Використовуючи потенційні функції як базовий принцип, можна створювати автономні системи, які координують роботу роботів, уникають зіткнень та ефективно досягають певних цілей. Важливим аспектом методу є те, що роботи можуть реагувати на локальні взаємодії та перешкоди в режимі реального часу, що робить систему особливо гнучкою в мінливому середовищі. Математичний опис взаємодій через потенційні градієнти дозволяє формалізувати поведінку робота і забезпечити передбачуваність його рухів. Однак розрахунок таких траєкторій вимагає врахування не лише динамічної взаємодії робота з перешкодами, але й певних характеристик навколишнього середовища.

Дослідження показало, що методи з використанням потенційних полів мають певні обмеження, серед яких ризик виникнення хаотичних траєкторій. Цей ефект найкраще спостерігається у випадках, коли робот знаходиться між симетричними точками тяжіння або потрапляє в область локальних потенційних мінімумів. Хаотична поведінка призводить до нестабільності поведінки, непередбачуваності

траєкторій і зниження ефективності системи. Особлива увага приділяється потенційній асиметрії, управлінню хаосом за допомогою методів OGY (Ott-Grebogi-Yorke) та запізнілого зворотного зв'язку Пірагаса. Кожен з цих підходів дозволяє роботу стабілізувати свій рух і уникати хаотичних режимів, додаючи систему параметрів, яка змінює рух в реальному часі.

Додавання таких механізмів, як ієрархічні потенціали, стохастичний резонанс і стабілізація енергії, може значно підвищити ефективність методів потенційного поля, особливо в динамічних і невизначених середовищах. Наприклад, додавання асиметричних параметрів потенціалу не тільки усуває проблему подвійної дірки, але й спрямовує робота до найбільш перспективних цілей та оптимізує траєкторію руху з урахуванням локальних перешкод і глобальних пріоритетів. Збільшення коефіцієнта демпфування зменшує коливання енергії, викликані нерівномірними силами, і забезпечує стабільність системи під час різких змін у навколишньому середовищі. Це особливо корисно в операціях в реальному часі, коли система повинна адаптуватися до збурень. Крім того, стохастичний резонанс можна використовувати для посилення слабких сигналів у шумному середовищі, що дозволяє роботу більш ефективно виявляти і реагувати на слабкі сигнали перешкод або цілей. Ієрархічні потенціали можуть бути використані для управління великими групами роботів, де кожен рівень ієрархічної структури відповідає за певний масштаб завдань, від локального уникнення перешкод до глобальної координації групової поведінки. Таким чином, інтеграція цих механізмів у традиційні методи потенціального поля відкриває нові можливості для підвищення точності, надійності та адаптивності робототехнічних систем.

3 МЕТОДИ ТА МОДЕЛЮВАННЯ КЕРУВАННЯ РУХОМ РОБОТІВ

3.1 Числовий метод для керування рухом роботів на основі потенціальних полів

Числовий метод для реалізації найпростішого процесу автоматизованого керування рухом групи роботів на основі самоорганізації за класичним методом потенціальних полів:

1. Кожен робот розглядається як точка в n -вимірному просторі (зазвичай $n = 2$ або $n = 3$). Позначимо його позицію у момент часу t як $p_i(t) \in R^n$, де $i = 1, 2, \dots, N$.

2. На позицію робота діє штучний потенціал $U_i(p_i)$, який є сумою притягуючого потенціалу від цільової точки і відштовхуючих потенціалів від інших роботів і перешкод.

3. Кожен робот оновлює свою позицію в часі, рухаючись у напрямку градієнта потенціалу з протилежним знаком, адже рух у напрямку спуску потенціальної функції зменшує її значення.

4. Числовий метод полягає у дискретизації часу на кроки Δt і покроковій інтеграції рівнянь руху роботів.

Нехай задана цільова точка $p_g \in R^n$, до якої повинні наблизитися роботи. Розглянемо один робот i . Загальний потенціал, що діє на нього, складається з трьох компонент:

– потенціал, що спрямовує роботів до цільової точки – цей потенціал зазвичай має вигляд відштовхуючої або притягуючої сили, яка залежить від відстані між роботом та цільовою точкою p_g ;

– потенціал, що моделює відштовхування від інших роботів – для уникнення зіткнень з іншими роботами вводиться потенціал, який дає відштовхувальну силу в разі наближення двох роботів;

– потенціал, що моделює відштовхування від перешкод – для уникнення зіткнень з перешкодами, кожен робот також відчуває відштовхувальну силу від кожної перешкоди.

Загальний потенціал (3.1):

$$U_i(p_i) = U_{att}(p_i) + U_{rep}^{(r)}(p_i) + U_{rep}^{(o)}(p_i). \quad (3.1)$$

Найпростіший варіант – квадратичний потенціал (3.2):

$$U_{att}(p_i) = \frac{\alpha}{2} |p_i - p_g|^2, \quad (3.2)$$

де $\alpha > 0$ – коефіцієнт, що визначає «силу» притягування до цілі. Мінімум цього потенціалу досягається у точці $p_i = p_g$.

Для уникнення зіткнень між роботами, вводиться відштовхуючий потенціал, який діє, якщо роботи надто близько один до одного. Нехай $d_0 > 0$ – мінімально допустима відстань між роботами. Тоді для пари роботів i та j відштовхуючий потенціал задається як (3.3):

$$U_{ij}^{(r)}(p_i) = \begin{cases} \frac{\beta}{2} \left(\frac{1}{|p_i - p_j|} - \frac{1}{d_0} \right)^2 & \text{якщо } |p_i - p_j| < d_0 \\ 0, & \text{в іншому випадку} \end{cases} \quad (3.3)$$

Тут $\beta > 0$ – коефіцієнт «сили» відштовхування між роботами.

В такому випадку $\beta > 0$ – коефіцієнт «сили» відштовхування між роботами. Загальний відштовхуючий потенціал від усіх інших роботів для робота i описується формулою (3.4):

$$U_{rep}^{(r)}(p_i) = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N U_{ij}^{(r)}(p_j). \quad (3.4)$$

Якщо прийняти p_{obs_k} – позиція k -ї перешкоди, а d_{obs} – радіус дії відштовхування, тоді отримуємо вираз (3.5):

$$U_{ik}^{(o)}(p_i) = \begin{cases} \frac{\eta}{2} \left(\frac{1}{|p_i - p_{obs}|} - \frac{1}{d_{obs}} \right)^2 & \text{якщо } |p_i - p_{obs}| < d_0, \\ 0, & \text{в іншому випадку} \end{cases} \quad (3.5)$$

де $\eta > 0$ – коефіцієнт відштовхування від перешкод.

Загальний відштовхуючий потенціал від усіх перешкод (3.6):

$$U_{rep}^{(o)}(p_i) = \sum_{k=1}^M U_{ik}^{(o)}(p_i). \quad (3.6)$$

Отже, результатом обчислення є вираз (3.37):

$$U_i(p_i) = \frac{\alpha}{2} |p_i - p_g|^2 + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N \max \left(0, \frac{\beta}{2} \left(\frac{1}{|p_i - p_j|} - \frac{1}{d_0} \right)^2 \right) + \sum_{k=1}^M \max \left(0, \frac{\eta}{2} \left(\frac{1}{|p_i - p_{obs}|} - \frac{1}{d_{obs}} \right)^2 \right) \quad (3.7)$$

Визначення сил та напрямку руху. Робот рухається у напрямку зменшення потенціалу, тому отримуємо (3.8)

$$F_i = -\nabla U_i(p_i). \quad (3.8)$$

Граденти розраховуються відповідно для кожної складової. Наприклад, градієнт притягуючого потенціалу (3.9) та (3.10):

$$\nabla U_{att}(p_i) = \alpha(p_i - p_g), \quad (3.9)$$

$$\nabla U_{ij}^{(r)}(p_i) = \beta \left(\frac{1}{|p_i - p_j|} - \frac{1}{d_0} \right) \frac{(p_i - p_j)}{|p_i - p_j|^3}. \quad (3.10)$$

В аналогічний спосіб для перешкод визначаємо загальний градієнт (3.11):

$$\nabla U_i(p_i) = \alpha(p_i - p_g) + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N \Gamma_{ij}(p_i) + \sum_{k=1}^M \Gamma_{ik}(p_i), \quad (3.11)$$

де $\Gamma_{ij}(p_i)$ та $\Gamma_{ik}(p_i)$ – відповідні градієнти відштовхуючих потенціалів.

В найпростішому випадку вважаємо, що робот змінює свою позицію пропорційно до сили (або швидкості). Без урахування маси та інерції можна використати кінематичну модель (3.12):

$$\dot{p}_i = -K \nabla U_i(p_i), \quad (3.12)$$

де $K > 0$ – коефіцієнт, що визначає швидкість реакції робота на потенціальні сили.

Для дискретного часу з кроком Δt можна застосувати найпростіший метод Ейлера. Нехай p_i^k – позиція робота i у крок часу k , тоді обчислюємо градієнт потенціалу за формулою (3.13):

$$g_i^k = \nabla U_i(p_i^k). \quad (3.13)$$

Оновлюємо позицію робота на формулою (3.14):

$$p_i^{k+1} = p_i^k - K g_i^k \Delta t. \quad (3.14)$$

Обчислюємо потенціал $U_i(p_i^k)$ і його градієнт g_i^k , оновлюємо позицію згідно з формулою Ейлера та повторюємо до тих пір, поки роботи не наблизяться до цілі на прийнятну відстань або не мине заданий час.

$U_i(p_i)$ – функція, що задає «енергію» стану робота з урахуванням цілі, інших роботів і перешкод.

$\nabla U_i(p_i)$ – векторний градієнт, що показує, як змінюється потенціал при невеликих переміщеннях робота. Напрямок градієнта – напрямок найбільшого зростання потенціалу, тому робот рухається у протилежний бік.

$p_i^{k+1} = p_i^k - K g_i^k \Delta t$ – проста дискретна формула Ейлера, яка оновлює положення робота на основі обчисленого градієнта. Член $-K g_i^k$ відповідає за те, що робот рухається проти градієнта, K визначає «агресивність» руху, а Δt – крок інтегрування часу.

Запропонований числовий метод базується на покроковій інтеграції рівнянь руху. Кожен крок включає:

1. Визначення потенціалу та його градієнта для кожного робота.
2. Оновлення позиції за формулою Ейлера.
3. Повторення циклу до досягнення умов зупинки.

Такий підхід дозволяє отримати просту та наочну симуляцію самоорганізованого руху групи роботів за допомогою методу потенціальних полів як на рисунку 3.1.

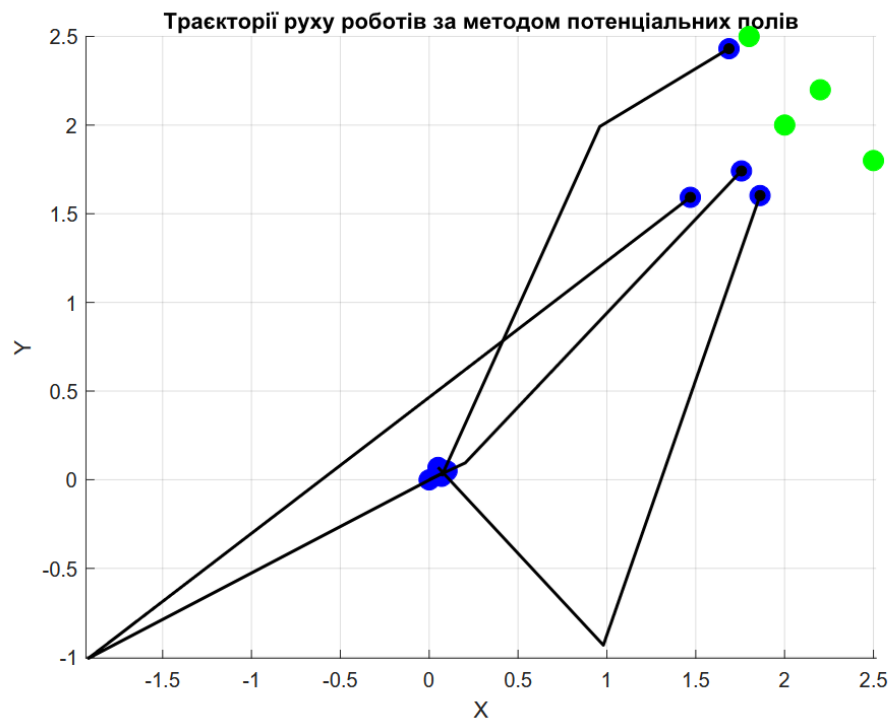


Рисунок 3.1 – Рух за методом потенціальних полів

Далі представлено детальний опис числового методу моделювання хаотичного руху робота навколо двох симетричних цільових притягуючих точок без використання двокрапок у заголовках

3.2 Моделювання хаотичного руху робота та корекція траєкторії за показником Ляпунова

Розглянемо систему, де робот рухається в одному вимірі під дією потенціалу з двома симетричними мінімумами. Нехай цільові точки розташовані у координатах $x = -a$ та $x = +a$, де $a > 0$. Обидві цілі мають однакові характеристики притягування, що створює подвійну потенціальну яму.

Розглянемо потенціал, який має два симетричних мінімуми (3.15):

$$U(x) = \frac{\alpha}{2}(x^2 - a^2)^2, \quad (3.15)$$

де $\alpha > 0$ – параметр, який визначає глибину потенціальних ям.

Цей потенціал має дві мінімальні точки у $x = \pm a$ і локальний максимум у точці $x = 0$. $\frac{dU}{dx} = \alpha(x^2 - a^2)x$ на лінії з згасанням d та можливим зовнішнім гармонійним збуренням. Рівняння другого порядку (3.16)

$$m\ddot{x} + d\dot{x} + \frac{dU}{dx}(x) = F \cos(\omega t), \quad (3.16)$$

де $d > 0$ – коефіцієнт згасання, F і ω – амплітуда та кутова частота зовнішньої періодичної сили. Підставивши $\frac{dU}{dx}(x)$, отримаємо рівняння (3.17) та (3.18):

$$m\ddot{x} + d\dot{x} + \alpha(x^2 - a^2)x = F \cos(\omega t), \quad (3.17)$$

$$v = \dot{x}, \quad (3.18)$$

тоді маємо систему (3.19):

$$\begin{cases} \dot{x} = v \\ \dot{v} = \frac{-dv - \alpha(x^2 - a^2)x + F \cos(\omega t)}{m} \end{cases} \dot{x} = v, \quad (3.19)$$

$y = \begin{bmatrix} x \\ v \end{bmatrix}$ – вектор стану. Тоді маємо результат у вигляді виразів:

$$y = f(yt) = \begin{bmatrix} v \\ -dv - \alpha(x^2 - a^2)x + \frac{F \cos(\omega t)}{m} \end{bmatrix}. \quad (3.20)$$

$$k_1 = f(y(t), t) \quad (3.21)$$

$$k_2 = f\left(y(t) + \frac{\Delta t}{2} k_1, t + \frac{\Delta t}{2}\right) \quad (3.22)$$

$$k_3 = f\left(y(t) + \frac{\Delta t}{2} k_2, t + \frac{\Delta t}{2}\right) \quad (3.23)$$

$$k_4 = f(y(t) + \Delta t k_3, t + \Delta t) \quad (3.24)$$

Таким чином, переходимо до загальної формули відображення (3.25)

$$y(t + \Delta t) = y(t) + \frac{\Delta t}{6} (k_1 + 2k_2 + 2k_3 + k_4). \quad (3.25)$$

$x(0) = x_0$, $v(0) = v_0$, масу m , згасання d , параметри потенціалу α, a , зовнішні умови F, ω та крок інтегрування Δt . Ініціалізуємо час $t = 0$, стан $y(0) = [x_0; v_0]$. На кожному кроці обчислюємо k_1, k_2, k_3, k_4 за наведеними формулами та оновлюємо $y(t + \Delta t)$. Записуємо результат $x(t)$ для аналізу траєкторії. Повторюємо кроки 3-4 доти, доки t не досягне максимального часу моделювання

Отримані точки $x(t)$ в часі можуть утворювати складний рух, інколи хаотичний. Змінюючи параметри d, α, F, ω можна спостерігати різні режими – від регулярних коливань до детермінованого хаосу. Для підтвердження хаотичності

можна розрахувати показники Ляпунова або просто візуалізувати фазовий простір (x, v) та спостерігати неперіодичність траєкторії.

Для отримання стійкої хаотичної траєкторії треба підібрати параметри так, щоб система мала два потенціальні мінімуми та достатню енергію від зовнішньої сили для того, щоб «переходити» через бар'єр. Зменшення згасання d може сприяти хаосу, адже система матиме більше енергії для руху між двома ямами. При великих t зберігається суттєва чутливість до початкових умов, що є одним із основних критеріїв хаотичної динаміки

Таким чином, описаний числовий метод за допомогою інтеграції звичайних диференціальних рівнянь другого порядку (зведених до першого) методом Рунге-Кутта 4-го порядку дозволяє змоделювати хаотичний рух робота навколо двох симетричних притягуючих точок, які створюють подвійний потенціальний колодезь.

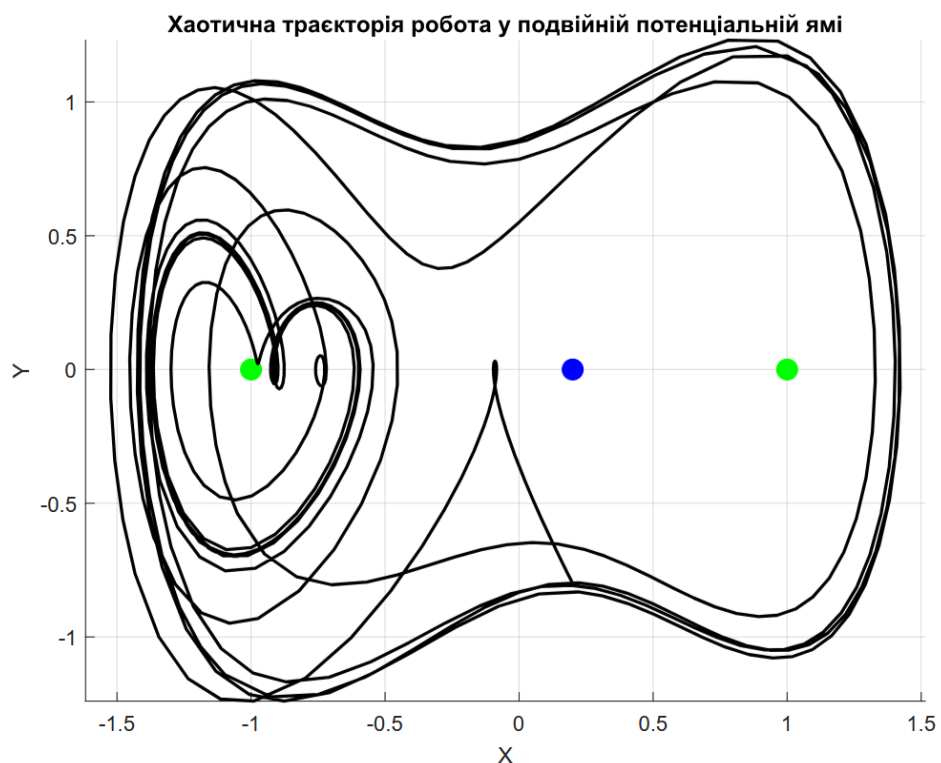


Рисунок 3.2 – Траєкторія руху між потенціальними ямами

Розробимо числовий метод моделювання процесу керування рухом робота з корекцією траєкторії за оцінкою показника Ляпунова. Для цього розглянемо одновимірний рух робота з потенціалом подвійної ями. Загальні рівняння руху (3.26):

$$m\ddot{x} + d\dot{x} + \frac{dU}{dx}(x, \delta) = F \cos(\omega t), \quad (3.26)$$

Потенціал з можливістю зміщення однієї з ям (3.27):

$$U(x, \delta) = \frac{\alpha}{2} [(x + a)^2 + (x - (a + \delta))^2], \quad (3.27)$$

де δ – мала поправка до розташування другої цілі, $a > 0$, $\alpha > 0$.

Обчисливши похідну (3.28):

$$\frac{dU}{dx}(x, \delta) = \alpha[(x + a) + (x - (a + \delta))] = \alpha(2x - \delta). \quad (3.28)$$

Тоді отримаємо рівняння (3.29):

$$m\ddot{x} + d\dot{x} + \alpha(2x - \delta) = F \cos(\omega t). \quad (3.29)$$

Введемо змінну стану $v = \dot{x}$ за формулою (3.30):

$$\dot{v} = \frac{-dv - \alpha(2x - \delta) + F \cos(\omega t)}{m}. \quad (3.30)$$

Найбільший показник Ляпунова λ_{max} оцінюється числово під час інтегрування. У випадку, коли $\lambda_{max} > 0$, система поводить ся хаотично, тому коригуємо δ та d , щоб уникнути хаосу. Закон налаштування параметрів (3.31) та (3.32)

$$\dot{\delta} = -\mu_{\delta}\lambda_{max}, \quad (3.31)$$

$$\dot{d} = \mu_d\lambda_{max}, \quad (3.32)$$

де $\mu_{\delta}, \mu_d > 0$ – малі коефіцієнти адаптації.

Для оцінки λ_{max} зглянемо дві траєкторії, що розпочинаються близько $x(0)$ та $v(0)$, де $x(0) + \epsilon, v(0)$.

Нехай базова траєкторія $y(t) = [x(t); v(t)]$, а тіньова траєкторія $y_s(t) = [x_s(t); v_s(t)]$, де $x_s(0) = x(0)$. Припускаємо, що $|\delta y(t)| = |y_s(t) - y(t)|$ зростає як $e^{\lambda_{max}t}$ тоді $\lambda_{max} \approx \frac{1}{t} \ln \frac{|y_s(t) - y(t)|}{\epsilon}$ після кожного вимірювання і перенормування вираховуємо значення $x_s(t)$ та $v_s(t)$ за формулами (3.33) та (3.34) відповідно.

$$x_s(t) = x(t) + \epsilon \frac{x_s(t) - x(t)}{|x_s(t) - x(t)|}, \quad (3.33)$$

$$v_s(t) = v(t) + \epsilon \frac{v_s(t) - v(t)}{|x_s(t) - x(t)|}. \quad (3.34)$$

Використовуємо числовий метод інтегрування (3.35):

$$Y = [x; v; \delta; d]. \quad (3.35)$$

Змінні стану і коефіцієнти числового інтегрування:

$$f_x = v,$$

$$f_v = \frac{-dv - \alpha(2x - \delta) + F \cos(\omega t)}{m},$$

$$f_{\delta} = -\mu_{\delta}\lambda_{max},$$

$$f_d = \mu_d\lambda_{max} \text{ для кожного кроку } \Delta t:$$

$$k_1 = f(Y(t), t),$$

$$k_2 = f\left(Y(t) + \frac{\Delta t}{2}k_1, t + \frac{\Delta t}{2}\right),$$

$$k_3 = f\left(Y(t) + \frac{\Delta t}{2}k_2, t + \frac{\Delta t}{2}\right),$$

$$k_4 = f(Y(t) + \Delta t k_3, t + \Delta t).$$

Загальне відображення описується виразом (3.36):

$$Y(t + \Delta t) = Y(t) + \frac{\Delta t}{6} (k_1 + 2k_2 + 2k_3 + k_4). \quad (3.36)$$

В аналогічний спосіб інтегруємо додаткову систему $[x_s; v_s]$ з тими самими параметрами $\delta(t), d(t)$. Кожні Δt_{lyap} секунд виконується розрахунок (3.37) та (3.38):

$$\Delta x = x_s(t) - x(t), \quad (3.37)$$

$$\lambda_{max}(t) = \frac{1}{t} \ln \frac{|\Delta x|}{\epsilon}. \quad (3.38)$$

Усереднюємо λ_{max} декількома вимірюваннями. Перенормовуємо додаткову траєкторію, щоб зберегти відстань малою.

Повний алгоритм, ініціалізуємо $x(0), v(0), \delta(0), d(0)$, додаткову $x_s(0) = x(0) + \epsilon, v_s(0) = v(0)$. $\lambda_{max} = 0$, а кожному кроці інтегруємо основну систему і додаткову. У випадку, коли час t досяг інтервалу для оцінки λ_{max} обчислити λ_{max} перенормувати додаткову траєкторію, оновити δ та d . Продовжувати до досягнення потрібного режиму.

Реалізація керування рухом робота з модифікацією траєкторії на основі оцінювання за експонентою Ляпунова зменшує або усуває хаотичність руху робота та забезпечує стабільність поведінки системи. Метод експоненціальної оцінки Ляпунова дозволяє не тільки адаптивно пристосовуватися до змін у навколишньому середовищі, але й оптимізувати траєкторію з урахуванням обмежень і перешкод. Такий підхід дозволяє підвищити ефективність системи керування, зменшити енергоспоживання та підвищити точність досягнення поставлених цілей.

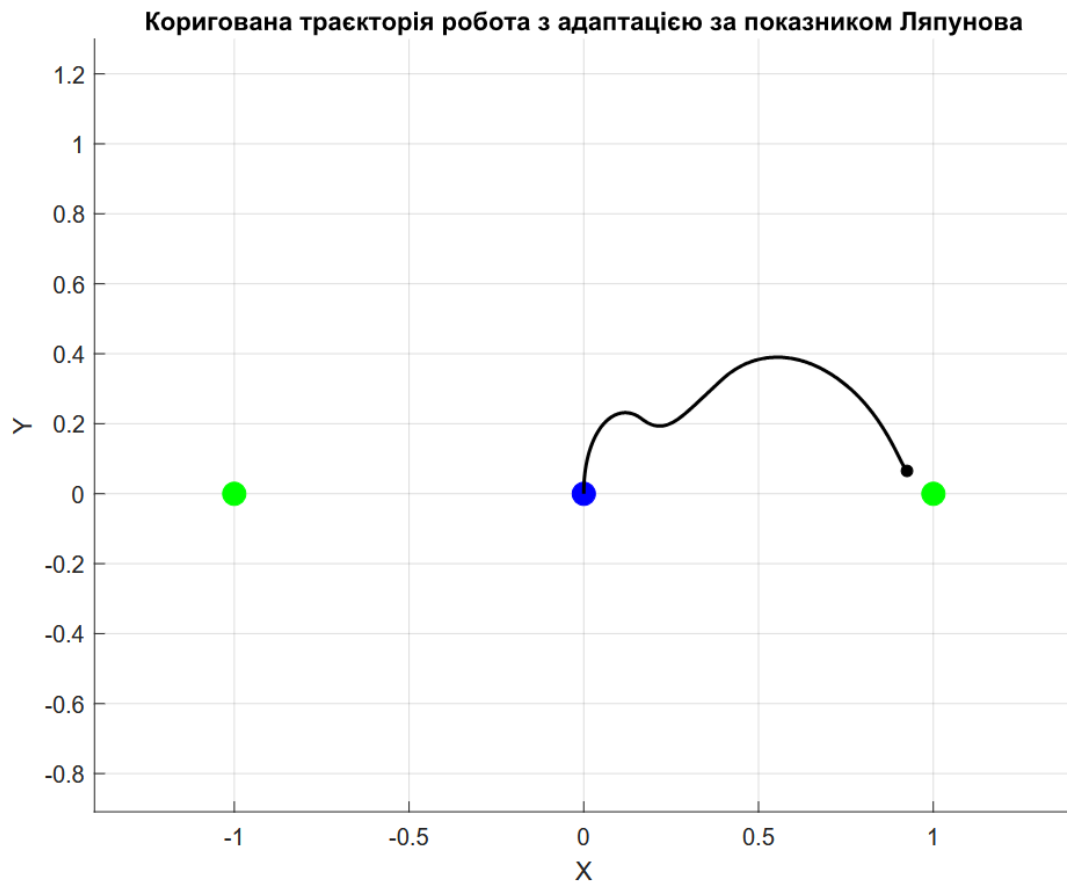


Рисунок 3.3 – Коригована траєкторія руху

3.3 Метод децентралізації автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритму самоорганізованих груп

Запропоновано метод автоматичного керування групою з N роботів, які рухаються до M цілей у потенційному полі. Основна ідея методу полягає в інтеграції принципу потенційних полів і корекції траєкторії на основі експонент Ляпунова, що гарантує не тільки рух роботів до заданих цілей, але й стійкість та адаптивність системи. Кожен робот рухається по траєкторії, яка визначається віртуальними силами, що генеруються точкою цілі та силами відштовхування від інших роботів і перешкод.

У класичному підході кожному роботу призначається цільова точка, і всі роботи повинні слідувати призначеній їм позиції, використовуючи механізм потенційного поля. Однак, коли $N > M$, тобто коли кількість роботів

перевищує кількість точок цілі, потрібен додатковий механізм корекції траєкторії, щоб уникнути дублювання завдань і неефективного використання ресурсів. У таких випадках, після досягнення роботами всіх M точок цілі, робот без завдання повинен зупинитися або перейти в стан очікування. Для корекції траєкторії ми використовуємо базис Ляпунова. Показник Ляпунова можна використовувати для оцінки стійкості системи в русі і для того, щоб роботи, які досягли своєї мети, не продовжували рух і не створювали перешкод для інших роботів. Показник Ляпунова служить функцією, що характеризує енергію системи. Наприклад, енергія системи зменшується в міру наближення робота до цільової точки, і цей процес змушує робота поступово сповільнюватися і зупинятися в точці, що відповідає мінімальному потенціалу. Це запобігає зайвим рухам і забезпечує ефективне використання ресурсів.

К о л и $N > M$, можна додати додаткову логіку для управління роєм роботів, зупинки роботів, у яких не залишилося завдань після досягнення всіх цілей, або переходу в інший стан, наприклад, в режим очікування або патрулювання. Що ще важливіше, після виконання завдання роботи не повинні спричиняти зіткнення з іншими роботами, тому корекція траєкторії може бути застосована шляхом динамічної зміни напрямку руху роботів з урахуванням експоненти Ляпунова. Це дозволяє підтримувати стабільність і узгодженість руху групи роботів і уникати взаємної взаємодії та повторення завдань. Методи на основі потенційного поля з корекцією траєкторії на основі експоненти Ляпунова мають кілька важливих переваг. По-перше, вони гарантують ефективну координацію роїв роботів навіть при змінній кількості цілей і роботів; по-друге, використання експоненти Ляпунова дозволяє точно контролювати стійкість системи, що важливо в складних і непередбачуваних умовах. Цей підхід може бути застосований до широкого спектру застосувань, включаючи безпілотні транспортні засоби, автономні дрони та роботизовані системи для патрулювання та спостереження.

Розглянемо N роботів, позиції яких у просторі позначаються як (3.39)

$$p_i(t) \in R^n, \quad (3.39)$$

де $i = 1, 2, \dots, N$.

Наприклад, для двовимірного руху $p_i(t) = [x_i(t); y_i(t)]$, є M цільових точок - $p_{g_j} \in R^n$ для $j = 1, 2, \dots, M$. Кожен робот рухається в потенціальному полі, утвореному притягуванням до найближчої або призначеної цілі та відштовхуванням від інших роботів і перешкод (за наявності). Загальний потенціал (3.40) для робота i можна записати наступним чином

$$U_i(p_i) = U_{att}(p_i) + U_{rep}^{(r)}(p_i) + U_{rep}^{(o)}(p_i), \quad (3.40)$$

Притягуючий потенціал до цілі вираховується за формулою (3.41)

$$U_{att}(p_i) = \frac{\alpha}{2} |p_i - p_{g_i}|^2, \quad (3.41)$$

де p_{g_i} – цільова точка, до якої зараз рухається робот i .

Вибір $p_{g_i}^*$ може здійснюватися на основі мінімізації відстані до цілі або за попереднім розподілом завдань. Відштовхуючий потенціал від інших роботів обчислюється за формулою (3.42)

$$U_{rep}^{(r)}(p_i) = \sum_{j=1, j \neq i}^{N\Sigma} \left\{ 0, \frac{\beta}{2} \left(\frac{1}{|p_i - p_j|} - \frac{1}{d_0} \right)^2 \right\} \max, \quad (3.42)$$

Відштовхуючий потенціал від перешкод (3.43)

$$U_{rep}^{(o)}(p_i) = \sum_{k=1}^K \max \left\{ 0, \frac{\eta}{2} \left(\frac{1}{|p_i - p_{obs_k}|} - \frac{1}{d_{obs}} \right)^2 \right\}. \quad (3.43)$$

Динаміка руху кожного робота, нехай кожен робот підпорядковується рівнянню (3.44)

$$m_i \ddot{p}_i + d_i \dot{p}_i + \nabla U_i(p_i) = 0, \quad (3.44)$$

де m_i – маса (можна брати $m_i = 1$ для спрощення),

d_i – коефіцієнт згасання, який може підлягати адаптації.

Для спрощеної кінематичної моделі можна розглянути як (3.45)

$$\dot{p}_i = -K_i \nabla U_i(p_i), \quad (3.45)$$

де $K_i > 0$.

Коли розглядати можливість хаотичної динаміки (наприклад, при симетричних цільових положеннях), застосуємо оцінку найбільшого показника Ляпунова λ_{max} системи. Щоб це реалізувати, можна ввести додаткову траєкторію для декількох роботів. Розглянемо рух робота номер i з основною траєкторією $p_i(t)$ та додатковою траєкторією $p_{i,s}(t)$, з початковою малою різницею (3.46)

$$p_{i,s}(0) = p_i(0) + \epsilon u, \quad (3.46)$$

де u – одиничний вектор,

ϵ мала величина.

Кожні Δt_{lyap} секунд обчислюємо відхилення за формулою (3.47)

$$\delta p_i(t) = p_{i,s}(t) - p_i(t). \quad (3.47)$$

Коли виконується наближена рівність (3.48)

$$|\delta p_i(t)| \approx |\delta p_i(0)| e^{\lambda_{max} t}, \quad (3.48)$$

тоді показник Ляпунова вираховується як (3.49)

$$\lambda_{max} \approx \frac{1}{t} \ln \frac{|\delta p_i(t)|}{\epsilon}. \quad (3.49)$$

Перенормуємо тіньову траєкторію відповідно до рівняння (3.50)

$$p_{i,s}(t) = p_i(t) + \epsilon \frac{\delta p_i(t)}{|\delta p_i(t)|}. \quad (3.50)$$

Коли $\lambda_{max} > 0$, це свідчить про хаотичність. Щоб її уникнути, коригуємо параметри потенціального поля (наприклад, зміщення однієї з цілей або коефіцієнт згасання d_i) за правилами (3.51 – 3.53) відповідно:

$$\dot{\delta} = -\mu_\delta \lambda_{ax}, \quad (3.51)$$

$$\dot{d}_i = \mu_d \lambda_{max}, \quad (3.52)$$

$$\mu_\delta, \mu_d > 0. \quad (3.53)$$

Нехай $A \subseteq 1, 2, \dots, N$ – номери роботів, які досягли цілі. Коли $|A| \geq M$, тобто кількість роботів, що досягли цілей, не менша за кількість цілей, усі цілі вважаються виконаними. Роботи, які не залучені безпосередньо у досягнення цілей, мають зупинитись, що можна виразити умовою, коли $|A| \geq M$, для всіх $i \notin A$ $\dot{p}_i = 0$, тобто роботи залишаються на поточних позиціях. Якщо потрібно, можна додати незначний демпфуючий фактор, щоб зупинка була плавною, але найбільш просто це зробити встановивши $K_i = 0$ або d_i дуже великим.

Для інтегрування рівнянь руху кожного робота використовуємо (3.54):

$$\dot{p}_i = -K_i \nabla U_i(p_i), \quad (3.54)$$

За методом Рунге-Кутта 4-го порядку, для кожного робота відображення описується формулами (3.55) та (3.56):

$$f_i(p_i) = -K_i \nabla U_i(p_i), \quad (3.55)$$

$$p_i(t + \Delta t) = p_i(t) + \frac{\Delta t}{6}(k_1 + 2k_2 + 2k_3 + k_4), \quad (3.56)$$

де

$$k_1 = f_i(p_i(t)),$$

$$k_2 = f_i\left(p_i(t) + \frac{\Delta t}{2}k_1\right),$$

$$k_3 = f_i\left(p_i(t) + \frac{\Delta t}{2}k_2\right),$$

$$k_4 = f_i(p_i(t) + \Delta t k_3).$$

При цьому тіньові траєкторії аналогічно інтегруються для оцінки λ_{max} . Тіньові траєкторії є важливим інструментом для більш точної оцінки динаміки рою роботів, не тільки враховуючи поточний стан системи, але й прогнозуючи майбутні зміни, що може бути корисним для адаптації алгоритмів управління.

Коли час t досягає наступної точки оцінки λ_{max} , для коректного розрахунку цього показника необхідно виконати кілька кроків. По-перше, значення λ_{max} розраховується на основі поточного стану системи та даних, отриманих з траєкторії тіні. Цей параметр є важливим показником для оцінки стабільності та ефективності рою роботів. Оскільки λ_{max} являє собою максимальне власне значення системи, він використовується для визначення точок, в яких поведінка групи може стати нестабільною або зазнати аномальних змін. Після отримання значень λ_{max} наступним кроком є перенормування траєкторії тіні. Перенормування необхідне для правильної інтеграції траєкторії тіні з основною траєкторією робота і збереження узгодженості. Це підтримує баланс між прогнозованими та фактичними рухами робота, забезпечуючи точність моделювання та зменшуючи

можливі відхилення. Процес ренормалізації також дозволяє адаптивним алгоритмам налаштовувати параметри системи в режимі реального часу.

Після перенормування траєкторії тіні потрібно відкоригувати два основні параметри – δ та d_i . Параметр δ визначає крок адаптації в процесі оновлення траєкторії, тобто як швидко система повинна реагувати на зміну оцінки стійкості; чим менше значення δ , тим точніше система адаптується, але цей процес вимагає більш точного контролю параметрів руху, що може бути необхідним. Параметр d_i , який представляє собою простір між роботами або відстань між точками, також повинен бути відрегульований відповідно до правил адаптації, щоб вся група могла працювати разом і уникати зіткнень або перевантаження окремих роботів. Адаптація цих параметрів базується на зміні умов роботи, таких як наближення до перешкод або зміна положення цільової точки.

Завдяки цьому методу, який інтегрує тіньові траєкторії з оцінкою λ_{max} , стає можливим більш гнучке та адаптивне керування роєм роботів. Ці методи можуть значно підвищити ефективність виконання завдань, зменшити ймовірність помилки і гарантувати стабільну поведінку в складних і непередбачуваних умовах, таких як взаємодія з іншими роботами і зміни в навколишньому середовищі.

Потрібно ініціалізувати позиції $p_i(0)$, цілі p_{g_j} , параметри α, β, η , а також δ, d_i та K_i та обрати початковий розподіл роботів по цілях або стратегію вибору $p_{g_i}^*$. Далі потрібно запуснути інтеграцію та на кожному кроці виконуємо наступні пункти:

1. Для кожного робота i обчислити $\nabla U_i(p_i)$ та оновити p_i .
2. Оновити тіньову траєкторію та оцінити λ_{max} жні Δt_{lyap} .
3. Якщо $\lambda_{max} > 0$ адаптувати δ та d_i .
4. Перевірити, чи досягнуто всі цілі (тобто чи $|A| \geq M$). Якщо так, зупинити всі зайві роботи, $K_i = 0$ або $\dot{p}_i = 0$.
5. Продовжувати, доки всі цілі не будуть досягнуті.

Метод потенціальних полів дає децентралізоване керування, тобто, кожен робот ухвалює рішення, ґрунтуючись на локальній інформації. Оцінка λ_{max} є індикатор хаотичності. При появі ознак хаотичного руху проводиться адаптація параметрів (наприклад, зсув цілі чи зміна згасання), що стабілізує систему.

3.3 Висновок до третього розділу

У третій частині кваліфікаційної роботи розроблено децентралізований метод автоматичного керування рухом роботів на основі алгоритмів групової самоорганізації, що гарантує ефективну взаємодію між роботами та адаптацію до змін у навколишньому середовищі. Цей метод дозволяє кожному роботу діяти незалежно і покладатися тільки на локальну інформацію, отриману від інших роботів і навколишнього середовища, забезпечуючи високий ступінь гнучкості і толерантності системи до помилок і збоїв. Основна увага приділяється модифікації траєкторії руху роботів з метою мінімізації виникнення хаотичних режимів, таких як непередбачувані зміни напрямку руху, зіткнення між роботами та втрата зв'язку з цільовою точкою. Пропонується використовувати алгоритми на основі самоорганізації, які дозволяють роботам коригувати свою поведінку в реальному часі, враховуючи зміни в навколишньому середовищі та поведінку інших роботів. Це зменшує ймовірність виникнення хаотичних ситуацій і дозволяє всій групі діяти більш стабільно і скоординовано.

Результати моделювання підтверджують ефективність запропонованого методу в багатофакторних середовищах, де роботам необхідно адаптуватися до багатьох змін, таких як рухомі цільові точки, перешкоди та зміни в поведінці інших роботів. Результати моделювання показують, що запропонована система може швидко адаптуватися до таких змін і підтримувати стабільність та ефективність руху групи. Порівняння з існуючими алгоритмами показує, що розподілене управління з використанням алгоритмів, що самоорганізуються, зменшує обчислювальні витрати, оскільки кожен робот працює з локальними даними і не

потребує обміну великими обсягами інформації з центральним контролером. Це, в свою чергу, зменшує навантаження на централізовану обчислювальну систему і збільшує швидкість досягнення цільової точки, що є важливим фактором в реальних умовах застосування.

Використання показників Ляпунова для оцінки рівня хаотичності дозволило інтегрувати механізми адаптації поведінки роботів у реальному часі у відповідь на зміни в системі. Зокрема, використання функцій Ляпунова значно полегшує управління роєм роботів у складних ситуаціях, дозволяючи визначати стійкість системи та ідентифікувати потенційні хаотичні режими руху. Це зменшує ймовірність зіткнень завдяки ефективному коригуванню кінематичних параметрів роботів та покращує їхню здатність самостійно коригувати свої траєкторії на основі отриманої інформації.

Таким чином, запропонований підхід до децентралізованого управління може значно розширити можливості автономних систем і підвищити їхню гнучкість, ефективність і надійність. Зокрема, децентралізоване управління дозволяє уникнути перевантаження центрального контролера і дозволяє роботу адаптуватися до локальних змін у навколишньому середовищі, не вимагаючи постійної координації між усіма агентами. Це відкриває нові горизонти для побудови складних розподілених систем, які ефективно працюють в мінливих і непередбачуваних умовах. Подальші дослідження мають бути зосереджені на інтеграції алгоритмів навчання з підкріпленням для адаптації до складних сценаріїв. Використовуючи підходи машинного навчання, роботи можуть не тільки адаптуватися до змін, але й вчитися на минулому досвіді, роблячи систему ще більш адаптивною та стійкою до нових викликів. Наприклад, алгоритми навчання з підкріпленням можуть допомогти роботам знайти найкращу стратегію руху в умовах змішаної невизначеності, що ще більше підвищує їхню ефективність у складних і динамічних середовищах.

4 АНАЛІЗ ТА ПОРІВНЯННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ КЕРУВАННЯ РОБОТАМИ ЗА ЗАПРОПОНОВАНИМ МЕТОДОМ

4.1 Порівняння ймовірності хаотичного режиму руху роботів для відомого методу потенціальних полів та для запропонованого методу

Нехай, що маємо N роботів, які рухаються у просторі \mathbb{R}^n до M цільових точок. Кожен робот рухається за законом (4.1):

$$m_i \ddot{P}_i + d_i \dot{P}_i + \nabla U_i(P_i) = 0, \quad (4.1)$$

або у кінематичній формі (4.2)

$$\dot{P}_i = -k \nabla U_i(P_i). \quad (4.2)$$

В такому випадку потенціал $U_i(P_i)$ формується з притягуючих і відштовхуючих складових (4.3):

$$U_{iP_i} = U_{att} + U_{rep}^{(r)}(P_i) + U_{rep}^{(0)}(p_i). \quad (4.3)$$

Без коригування за показником Ляпунова, тобто без адаптації параметрів, система фіксована: цілі та параметри потенціалів залишаються незмінними. Якщо розташування цілей та параметри потенціалів (α, β, d_0 тощо) призводять до утворення потенціальних полів з кількома локальними мінімумами, система може виявляти чутливість до початкових умов.

Основною причиною виникнення хаотичної поведінки в багатоагентних системах, таких як рої роботів, є наявність невизначених конфігурацій з декількома атракторами. Якщо в системі є кілька атракторів (цілей), з якими можуть зіткнутися

роботи, виникає ситуація, коли вибір атрактора залежить від початкових умов, що призводить до хаотичної або непередбачуваної поведінки. Наприклад, припустимо, що є дві цілі, розташовані симетрично відносно початкового розташування групи роботів, $P_{g_1} = (-a, 0)$ та $P_{g_2} = (a, 0)$ де a – деяка відстань. Якщо жодна з цілей не має переваги, тобто потенціали, асоційовані з кожною з цих цілей, є рівними за своєю силою, то притягуючий потенціал може набувати форми подвійної ями, відповідно до виразу (4.4):

$$U_a(x) = \frac{\alpha}{2}(x^2 - a^2)^2. \quad (4.4)$$

Цей потенціал описує дві симетричні ями, які виникають, коли є дві однакові цілі по різні боки від стартової позиції робота. У такому випадку робот, який починає рух з точки старту або поблизу неї, може сфокусуватися на одній з цих цілей, і його поведінка залежить від невеликих відмінностей у початкових умовах.

Більш того, для кожної цілі існує один аттрактор, і вибір між двома такими атракторами може залежати від початкової швидкості та траєкторії руху робота. У цьому випадку система стає чутливою до малих змін початкових параметрів, що призводить до хаотичних подій, таких як «стрибки» від одного атрактора до іншого і динамічні коливання між ними. Крім того, враховуючи наявність великої кількості роботів, кожен з яких потенційно впливає на інших, одна група роботів може перебувати в одному аттракторі, в той час як інші - в іншому, що ще більше ускладнює поведінку всієї системи в цілому. Таким чином, можливість хаотичної поведінки в такій робототехнічній системі може виникати як через форму потенціалу, так і через нелінійну взаємодію між агентами. Врахування таких ефектів є важливим при розробці методів стабільного та передбачуваного керування рухом роїв роботів у складних середовищах, де численні аттрактори можуть створювати невизначені динамічні сценарії.

Такі системи відомі здатністю генерувати хаотичну динаміку, подібну до осцилятора Дуффінга. Ймовірність потрапляння в хаотичний режим можна

оцінювати як міру множини початкових умов або параметрів, для яких найбільший показник Ляпунова λ_{max} буде додатним. Якщо візьмемо випадкові початкові позиції $p_i(0)$ роботів, розподілені у деякій області, і параметри потенціального поля фіксовані, то існує ненульова ймовірність, що деякі початкові стани потраплять у область фазового простору з додатним λ_{max} . Це означає, що малі варіації у початкових умовах будуть призводити до експоненційного розходження траєкторій роботів.

Якщо функція потенціалу має кілька локальних мінімумів і вузькі «перемички» між ними, рух між потенціальними ямами може нагадувати енергетично керований «перехід» через бар'єр. Для деяких початкових умов швидкість або енергія системи дозволяє роботам переходити від одного мінімуму до іншого. Цей процес може бути чутливим до незначних змін початкового стану. Таким чином, у просторі початкових умов формується складна фрактальна структура кордонів басейнів притягання до різних мінімумів. Наявність фрактальних кордонів між басейнами атрактора свідчить про хаотичність, оскільки нескінченно малі зміни початкових умов призводять до різних асимптотичних станів.

Без коригування за допомогою λ_{max} , система не має механізму уникнення чи зменшення цих нестабільних режимів. Наприклад, якщо вектор станів $x(t) = [P_1(t), P_2(t), \dots, P_N(t)]$ і функція потенціалу U_x має симетрії чи інші властивості, що породжують нестійкі рівноваги, то траєкторії можуть час від часу наближатися до нестійких періодичних орбіт або сідлових точок у фазовому просторі, створюючи умови для хаотичних переходів.

Ймовірність хаотичного режиму можна також розглядати з точки зору статистики параметрів. Якщо параметри α, β, d_0, K_i вибрані таким чином, що потенціальні «ями» стають глибокими і симетричними, і якщо між ямами існує бар'єр досить низький для переходу, то ділянки фазового простору із хаотичною поведінкою розширюються. Це підвищує міру множини початкових умов з хаотичним рухом. Для довільно обраних параметрів, без спеціального

налаштування, існує ненульова ймовірність отримати хаотичний режим. Зі зростанням кількості роботів N і цілей M , конфігурація може ускладнюватись, збільшуючи кількість можливих локальних мінімумів і складність рельєфу потенціалу. Це збільшує шанси на появу хаотичних режимів, адже багатовимірні системи часто містять більш складні множини басейнів притягання.

На практиці, без коригування траєкторії, навіть незначний шум у сенсорах або виконавчих механізмах може виштовхнути систему з одного басейну притягання в інший, породжуючи нелінійні ефекти, які можуть посилити хаотичність. Якщо система не адаптує свої параметри, вона не може «вийти» з хаотичного режиму, і роботи можуть нескінченно довго коливатися між кількома потенціальними ямами, так і не досягнувши стабільного стану.

Отже, без коригування за показником Ляпунова ймовірність хаотичного режиму не є нульовою і може бути досить високою для деяких конфігурацій (симетричних цілей, невдалих параметрів потенціалу, великої кількості роботів). Чим складніший рельєф потенціального поля та чутливішими є початкові умови, тим вища ймовірність потрапляння у хаотичний режим.

Нижче наведено детальний аналіз ймовірності хаотичного режиму при використанні запропонованого методу автоматизованого керування групою з N роботів, які рухаються до M цільових точок у потенціальному полі із коригуванням траєкторії за показником Ляпунова.

У попередньому методі без коригування параметрів ймовірність хаотичної поведінки була пов'язана з наявністю симетрій та складним рельєфом потенціального поля. При додаванні механізму коригування за показником Ляпунова λ_m отримуємо динамічну адаптацію параметрів (4.5) та (4.6) системи, наприклад:

$$\dot{\delta} = -\mu_{\delta}\lambda_m, \quad (4.5)$$

$$\dot{d}_i = \mu_d\lambda_{max}, \quad (4.6)$$

де $\mu_\delta \mu_d > 0$ – малі додатні коефіцієнти.

де $\mu_\delta \mu_d > 0$ – малі додатні коефіцієнти.

Перевага полягає у тому, що коли $\lambda_{max} > 0$, система демонструє чутливість до початкових умов і нестабільну, потенційно хаотичну динаміку. Завдяки введенню залежності параметрів від λ_{max} , система відповідає на появу хаотичності корекцією потенціалу або згасанням.

Коли без коригування множина початкових умов, які призводять до додатного λ_{max} , була досить великою, то ехай, що при даних початкових умовах $x(0)$ починаємо спостерігати експоненційне розходження сусідніх траєкторій, тобто $\lambda_{max}(t) > 0$. Тоді, за період часу Δt_{lyap} , система оцінює λ_{max} як (4.7):

$$\lambda_m(t) \approx \frac{1}{t} \ln \frac{|\delta x(t)|}{o}, \quad (4.7)$$

де $\delta x(t)$ – відхилення тіньової траєкторії від основної.

Коли $\lambda_{max}(t) > 0$, коригуються параметри. Наприклад, зсув цілі: $\delta(t + \Delta t) = \delta(t) - \mu \lambda_{max}(t)$ та згасання: $d_i(t + \Delta t) = d_i(t) + \mu_d \lambda_{max}(t)$.

Ці зміни параметрів впливають на форму потенціалу. Зсув δ руйнує симетрію, а збільшення d_i підсилює дисипацію. Зміна топології потенціального ландшафту зменшує можливість для роботів нескінченно «блукати» між ямами, що характерно для хаотичного атрактора. Таким чином, системі складніше підтримувати хаотичний стан.

З часом, якщо коригування параметрів відбуваються достатньо часто та є адекватними, система зміщує свою динаміку у область фазового простору з $\lambda_{max} \leq 0$. Це означає, що з будь-якої початкової умови, яка спочатку могла би призвести до хаосу, система за рахунок адаптації параметрів наближається до стабільного режиму.

Ймовірність хаотичного режиму тепер можна розглядати як міру множини початкових умов, для яких навіть після адаптації параметрів система залишається з додатним λ_{max} . Оскільки адаптація спрямована на зменшення хаотичності,

очікуємо, що:

Якщо раніше при фіксованих параметрах існувала деяка множина початкових умов C з ймовірністю P , то тепер, через динамічну адаптацію, для більшості початкових умов з цієї множини система поступово змінює параметри, «виштовхуючи» себе з області хаотичного атратора. Час, необхідний для такого «виходу» з хаотичної області, залежить від μ_δ, μ_d та швидкості вибірки Δt_{lyap} .

В міру адаптації система може зменшити або знищити нестійкі періодичні орбіти, які лежать в основі хаотичних атраторів. Знищення хаотичного атратора означає, що тепер фазовий простір має чіткіші басейни притягання до стабільних точок (цілей), без фрактальних кордонів та складних багатостійких станів. Це зменшує міру множини початкових умов, які призводять до хаосу, тобто знижує ймовірність хаотичного режиму до нуля або дуже малих значень.

Таким чином, з введенням коригування за λ_{max} ймовірність хаотичного режиму суттєво падає. Хоча теоретично ніколи не можна гарантувати абсолютної відсутності хаосу, адаптація параметрів робить хаотичний режим нестабільним. Як тільки система «відчуває» хаотичну поведінку, вона змінює параметри (наприклад, збільшує d_i , вводить асиметрію через δ), що зводить хаос нанівець.

Математично, можна уявити, що за відсутності адаптації на фазовій площині є області з $\lambda_{max} > 0$. З впровадженням адаптації ці області стискаються до ніскільки малої множини або зникають зовсім. Отже, ймовірність випадкового вибору початкових умов, що ведуть до сталого хаосу, зменшується, бо у довгостроковій перспективі система перелаштовує себе у стабільний режим.

Таким чином, завдяки адаптації параметрів системи на основі показника Ляпунова ймовірність стійкого хаотичного режиму вкрай мала, а у більшості практичних випадків хаос швидко пригнічується.

4.2 Аналіз впливу запропонованого методу на середню швидкість руху групи роботів до цільових точок

Нижче наведено детальний аналіз впливу запропонованого методу автоматизованого керування групою з N роботів, які рухаються до M цільових точок у потенціальному полі із коригуванням траєкторії за показником Ляпунова, на середню швидкість руху групи роботів до цільових точок. Розглянемо, що кожен робот i рухається за правилом (4.8):

$$\dot{P}_i = -k\nabla U_i(p_i), \quad (4.8)$$

де $U_i(P_i)$ – потенціал, створений цілями та іншими роботами.

Без коригування параметрів, якщо виникає хаотична динаміка або коливання між локальними мінімумами, середня швидкість наближення до цілі може знижуватися, оскільки робот витрачає багато часу на непередбачувані маневри й обходи. Припустімо, що визначаємо середню швидкість наближення групи за рівняння (4.9):

$$v_c(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\dot{p}_i(t)|, \quad (4.9)$$

або ж можна розглядати середню швидкість зменшення відстані до відповідних цілей. Наприклад, коли p_{g_i} – ціль для робота i , тоді швидкість наближення до цілі можна оцінити як (4.10)

$$v_{i,goal}(t) = \frac{d}{dt} |p_i(t) - p_{g_i}|. \quad (4.10)$$

Середня швидкість наближення для всієї групи описується виразом (4.11)

$$v_{avg,goal}(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\langle p_i(t) - p_{g_i}, \dot{p}_i(t) \rangle}{|p_i(t) - p_{g_i}|} \quad (4.11)$$

Як впливає коригування за показником Ляпунова на цю швидкість? Без

коригування параметрів, коли $\lambda_{max} > 0$, роботи можуть потрапити у режим, де вони коливаються між потенціальними ямами або нестійкими точками. Це призводить до зменшення ефективного руху до цілі, оскільки роботи витрачають час на непотрібні маневри, а середня швидкість наближення до цілей падає.

При коригуванні параметрів (наприклад, $\delta = -\mu_\delta \lambda_{max}$, $d_i = \mu_d \lambda_{max}$) система динамічно змінює форму потенціалу та згасання, щоб уникнути тривалих коливань та хаосу. Коли потенціальні ями стають асиметричними через зміну δ або коли підвищується згасання d_i , роботи швидше заспокоюються у напрямку однієї з цілей. Це зменшує час, витрачений на марні маневри, і збільшує ефективність руху.

Збільшення d_i (згасання) при $\lambda_{max} > 0$ може здаватися, що уповільнить роботи, адже згасання розсіює енергію. Проте у випадках, коли без згасання роботи перебувають у хаотичному режимі, вони не просуваються ефективно до цілі, а лише витрачають час на складні коливання. Наявність більшого d_i стабілізує рух. Такий стабілізований рух, хоча і з нижчою максимальною швидкістю, призводить до більш передбачуваного та монотонного наближення до цілей.

Дослідження впливу коригування параметрів за показником Ляпунова також вказує на їхню здатність підвищувати узгодженість руху групи роботів. Зменшення хаотичних траєкторій та забезпечення стабільності дають змогу уникнути ситуацій, у яких роботи витрачають енергію на конфліктні маневри чи зайві обходи перешкод. Це особливо важливо у складних середовищах, де щільність роботів і перешкод може бути значною.

Крім того, запропонований метод коригування дозволяє динамічно адаптувати систему до зовнішніх змін. Наприклад, якщо середовище містить динамічні об'єкти (рухомі перешкоди), зміна параметрів згасання (d_i) та потенціалу (δ) дозволяє зберігати ефективність руху без втрати стабільності.

У реальних сценаріях, таких як логістика чи пошуково-рятувальні операції, ця властивість особливо корисна. Уявімо, що роботи мають доставити вантажі до певних пунктів у просторі, де на шляху можуть з'являтися тимчасові перешкоди

(наприклад, інші транспортні засоби чи несподівані блокування). У такому випадку система коригування дозволяє уникнути застою або зайвого перевантаження алгоритму через численні обхідні траєкторії.

Ще один важливий аспект – це можливість масштабування системи. Збільшення кількості роботів у групі не призводить до пропорційного збільшення складності чи хаосу. Завдяки коригуванню параметрів потенціали між роботами оптимізуються, що забезпечує більш гармонійний рух навіть у великих групах. Це підтверджує, що метод коригування придатний для застосування у системах з великою кількістю роботів.

Варто також зазначити, що ефективність коригування за показником Ляпунова може бути підсилена через інтеграцію з іншими підходами, наприклад, методами машинного навчання для прогнозування оптимальних траєкторій чи використання додаткових датчиків для більш точного визначення показника λ_{max} .

Отже, хоча локально підвищене згасання може знижувати миттєву швидкість, глобально воно підвищує середню швидкість наближення, оскільки скорочується час, витрачений на хаотичні коливання. Хаотичний рух часто пов'язаний з існуванням нестійких періодичних орбіт та біфуркацій у системі. Без адаптації параметрів роботи можуть багаторазово обходити ці нестійкі орбіти, не просуваючись ефективно до цілі. Коли ж параметри змінюються залежно від λ_{max} , система фактично ліквідує ці нестійкі орбіти або робить їх недоступними, що спрощує ландшафт потенціалу. Менше нестійких станів – менше витрат часу на безплідний рух, в результаті чого середня швидкість наближення до цілей зростає.

Без коригування роботи можуть надовго «застрягати» між потенціальними ямами, періодично здійснювати складні траєкторії, що призводить до дуже малої ефективної швидкості наближення до цілей.

З коригуванням на перший погляд може здаватись, що додаткові зміни параметрів уповільнюють реакцію, насправді система швидко втрачає здатність хаотично коливатися та переходить до більш стійкого режиму. У цьому стійкому режимі роботи рухаються прямо (або з меншими відхиленнями) до цілей, в

результаті чого середня ефективна швидкість, розрахована по достатньо довгому інтервалу часу, буде вищою.

Врахування надлишкових робіт ($N > M$), якщо $N > M$ коли всі цілі досягнуті, зайві роботи зупиняються. Без коригування вони могли б продовжувати блукати навколо або створювати додаткові перешкоди. З коригуванням параметрів умови для хаотичного руху знижуються, і навіть зайві роботи швидше «розуміють», що рух безцільний, та зупиняються. Це не підвищує середню швидкість власне руху до цілей, але зменшує безплідні рухи та конфлікти, що опосередковано підвищує загальну ефективність процесу і сприяє тому, що роботи, які залишаються, досягають цілей з меншою втратою часу.

Таким чином, коригування траєкторії за показником Ляпунова спрямоване на уникнення хаотичних режимів і нестабільних станів, які знижують середню швидкість наближення робіт до цілей. Завдяки адаптації параметрів (δ, d_i) , потенціал стає менш сприятливим для хаотичних флуктуацій, а це означає, що роботи витрачають більше часу на ефективне прямування до цілі, а не на марні коливання. В результаті, середня швидкість руху групи до цільових точок, оцінена за тривалий проміжок часу, зростає порівняно з випадком без такого коригування.

4.3 Аналіз ефективності запропонованого методу

У запропонованому методі автоматичного керування кожен з N робіт у просторі \mathbb{R}^n рухається під дією загального потенціалу (4.12), який складається з притягуючого потенціалу від цілей та відштовхуючих потенціалів від інших робіт і перешкод. Така комбінація потенціалів дозволяє забезпечити збалансовану динаміку руху: притягуючий потенціал спрямовує робіт до заданих цілей, а відштовхуючі сили допомагають уникати зіткнень із сусідніми роботами та перешкодами. Це є ключовою перевагою методу, адже він одночасно враховує як завдання досягнення цілі, так і безпеку руху в складних середовищах.

$$U_i(P_i) = U_{att}(P_i) + U_{rep}^{(r)}(P_i) + U_{rep}^{(o)}(P_i). \quad (4.12)$$

Суть методу полягає у тому, що робот рухається у напрямку градієнта цього потенціалу з протилежним знаком, що виражено рівнянням (4.13). Градієнт визначає напрямок найшвидшого зменшення потенціальної енергії, тому рух у протилежному напрямку забезпечує досягнення стану мінімальної енергії, який відповідає цільовій позиції робота. Завдяки такому підходу система є інтуїтивно зрозумілою та легкою для налаштування.

$$\dot{P}_i = -K\nabla U_i(p_i). \quad (4.13)$$

Для запобігання хаотичним режимам введено оцінку найбільшого показника Ляпунова λ_{max} , який характеризує чутливість траєкторії до початкових умов. Якщо $\lambda_{max} > 0$, система демонструє хаотичну поведінку, тому параметри потенціалу (наприклад, зсув цілі δ чи коефіцієнт згасання d_i) адаптуються за формулами (4.14) та (4.15). Така адаптація дозволяє швидко стабілізувати систему навіть у випадках раптових змін умов.

$$\dot{\delta} = -\mu\lambda_{max}, \quad (4.14)$$

$$d_i = \mu_d\lambda_{max}. \quad (4.15)$$

Метод потенціальних полів є природно децентралізованим. Кожен робот приймає рішення на основі локально доступної інформації про положення сусідів та цілей. Це означає, що не потрібен центральний контролер, який знає глобальну інформацію. Децентралізований характер знижує обчислювальне навантаження та підвищує стійкість до відмов окремих роботів. Якщо один чи кілька роботів виходять із ладу, решта системи продовжує працювати без помітного зниження ефективності.

Якщо маємо N роботів і M цілей, метод легко масштабується. Час обчислення

потенціалів для кожного робота зростає лінійно з кількістю сусідів, тоді як загальний алгоритм залишається простим у реалізації. Це робить метод придатним для роботи з великими групами роботів у складних середовищах, де кількість роботів та цілей може змінюватися динамічно. При збільшенні N або M не потрібна кардинальна зміна структури керування, що забезпечує гнучкість системи у виконанні багатозадачних завдань.

Введення оцінки λ_{max} дозволяє виявити наявність хаотичної поведінки. При $\lambda_{max} > 0$ траєкторії відхиляються експоненційно, і передбачуваність знижується. Це може спричинити невизначеність у досягненні цілей або призвести до зіткнень роботів між собою. Завдяки адаптивним правилам (4.16) та (4.17) система автоматично змінює параметри для зниження хаотичності. Цей механізм забезпечує високу стабільність роботи системи у довгостроковій перспективі, зберігаючи її ефективність навіть у непередбачуваних умовах.

$$\dot{\delta} = -\mu\lambda_{max}, \quad (4.16)$$

$$di = \mu_d\lambda_{max}. \quad (4.17)$$

Система автоматично змінює параметри для зниження хаотичності. Це робить рух передбачуванішим та стабільнішим у довгостроковій перспективі.

Стабілізація досягається за рахунок порушення ідеальної симетрії потенціалу (наприклад, введенням $\delta \neq 0$) або збільшення згасання d_i , яке забезпечує розсіювання енергії системи. Це допомагає уникати застрягань роботів у локальних мінімумах потенціальної енергії, що є типовою проблемою для потенціальних методів. Таким чином, навіть за наявності подвійних потенціальних ям роботам стає складніше залишатися у стані хаотичного блукання. Це є особливо важливим для виконання завдань у реальному часі, коли необхідна точність та узгодженість дій між роботами.

Якщо $N > M$, метод дозволяє деяким чином розподілити роботів так, щоб основна група досягла цілей. Це досягається завдяки тому, що роботи автоматично

орієнтуються на найближчі цілі, залишаючи іншим простір для руху. Коли цілі досягнуті, виконується нерівність (4.18):

$$|A| \geq M, \quad (4.18)$$

Де A – множина роботів, що досягли цілей, інші роботи зупиняються при $\dot{r}_i = 0$. Це запобігає зайвому руху та споживанню енергії. Після досягнення цілей надлишкові роботи не створюють шуму або перешкод. Таким чином, метод природно підтримує логіку багатозадачного розподілу роботів, не вимагаючи складних перерозподілів чи центральних алгоритмів призначення. Ця властивість робить метод зручним для застосування у великих автономних системах, таких як роботизовані склади або рятувальні операції.

Ця методика також має потенціал для застосування у багатозадачних сценаріях, де роботи повинні одночасно виконувати кілька різних завдань. Наприклад, у сценаріях з динамічним перерозподілом ресурсів роботи можуть адаптувати свої цілі відповідно до пріоритетів або змінюваних умов середовища. Завдяки децентралізованому підходу кожен робот може самостійно визначати свою роль у системі, що робить її стійкою до непередбачуваних подій.

Крім того, метод потенціальних полів може бути інтегрований із сучасними алгоритмами машинного навчання, наприклад, для прогнозування положення перешкод або оптимізації параметрів потенціалів. Це дозволить створити системи з гнучкою адаптацією до нових середовищ, що особливо актуально для роботів, які працюють у складних або невідомих умовах. На практиці використання показника Ляпунова λ_{max} забезпечує не лише стабільність системи, а й зменшення потреби у частих переналаштуваннях параметрів. Це спрощує як початкове налаштування, так і подальше обслуговування системи.

4.4 Висновки до четвертого розділу

Метод потенціальних полів інтуїтивно зрозумілий: роботи рухаються від високих значень потенціалу до низьких. $U_i(p_i)$ має мінімум у області цілі, а перепони та інші роботи створюють потенціальні бар'єри. За рахунок цього підхід легко реалізувати у кодї. Додавання коригування за λ_{max} є невеликою надбудовою над вже існуючим потенціальним полем. Цей підхід не потребує складних оптимізаційних розрахунків чи глобальної інформації. Достатньо обчислити градієнти потенціалів та коригувати кілька параметрів.

Децентралізована природа системи та відсутність залежності від одного центрального елемента підвищують толерантність до відмов. Якщо один робот виходить з ладу, інші продовжують рухатись за своїми локальними потенціалами. Додаткова адаптація за λ_{max} може допомогти стабілізувати систему при стохастичних завадах чи неідеальностях сенсорів.

Аналіз хаотичності через показник Ляпунова є поширеним інструментом в теорії динамічних систем. Якщо $\lambda_{max} > 0$ траєкторії зближаються, забезпечуючи стабільний режим, а якщо $\lambda_{max} = 0$ система на межі між хаотичністю та стабільністю. Завдяки динамічній модифікації параметрів при $\lambda_{max} > 0$ система спрямовано переходить у область $\lambda_{max} \leq 0$. Це забезпечує асимптотичну стійкість до бажаного кінцевого стану (досягнення цілей) без нескінченного блукання.

Таким чином, основні переваги методу полягають у децентралізованості та масштабованості, здатності уникати хаотичної поведінки за допомогою адаптивної зміни параметрів, ефективному розподілі роботів по цілях та логічній зупинці зайвих роботів при досягненні цілей. Запропонований метод забезпечує надійне та адаптивне керування групою роботів у складних потенціальних полях, дозволяючи досягати глобальних цілей без тривалого хаотичного руху.

Запропонований метод автоматизованого керування групою з N роботів, які рухаються до M цільових точок у потенціальному полі із коригуванням траєкторії за показником Ляпунова, може бути застосований до широкого спектру різновидів роботів, які діють у різноманітних сферах господарства та промисловості. Передусім його доречно використовувати у мобільних роботах [67], оснащених

власними засобами навігації та сенсорики, які діють у динамічних, складних середовищах, де цілі можуть бути розташовані на значних відстанях або у важкодоступних місцях. Це можуть бути роботи-розвідники для пошуково-рятувальних операцій, які самостійно досліджують невідому або пошкоджену територію після стихійних лих, техногенних аварій чи військових дій, рухаючись до задалегідь визначених контрольних точок і водночас уникаючи перешкод і хаотичної поведінки.

Так само метод може бути ефективно застосований у сільському господарстві, де групи роботів-агентів здійснюють спільну обробку великих сільськогосподарських площ [68, 69], наприклад, виконуючи полив, внесення добрив чи збирання врожаю. У такому разі метод сприятиме впорядкованому розподілу роботів по ділянках і ефективній координації їхніх дій, не дозволяючи їм «застрягти» у невідповідних позиціях та мінімізуючи непотрібні переміщення [70, 71]. В логістиці й управлінні складськими приміщеннями групи автономних візків або мобільних платформ, що пересувають товари та матеріали між різними точками складу, зможуть запобігти зіткненням і заторам, динамічно адаптуючи свої траєкторії і параметри руху при виникненні ризику хаотичної поведінки.

Іншим прикладом може бути координація роботів на будівельних чи промислових майданчиках, де вони беруть участь у складанні конструкцій, монтажі обладнання чи обслуговуванні складних інженерних систем [21]. Навіть у сфері комунального господарства, де автономні роботи можуть виконувати очистку вулиць, догляд за парками та зеленими зонами, метод дозволить оптимізувати маршрути так, щоби уникнути безцільних рухів, одночасно підвищуючи надійність і передбачуваність їхньої поведінки. Загалом, запропонований підхід, що поєднує базові механізми потенціальних полів із динамічною адаптацією параметрів залежно від показника Ляпунова, є універсальним і може бути впроваджений у будь-якій галузі, де потрібна групова навігація автономних робототехнічних систем до множини цілей, зокрема в умовах невизначеності, завад та необхідності уникати хаотичних режимів руху.

Оцінка методів децентралізованого керування рухом роботів на основі потенційних полів показує, що такий підхід дає значні переваги в організації роботи автономних груп. Принцип побудови потенціальних функцій дозволяє координувати роботу роботів у групі для уникнення зіткнень та надійного руху до поставленої мети. В той же час, такий підхід має певні обмеження, такі як виникнення локальних мінімумів та небезпека хаотичних траєкторій. Аналіз динамічних властивостей системи, в тому числі із застосуванням теорії хаосу, дозволяє виявити сценарії, в яких рух може стати дестабілізованим. Однак використання таких інструментів управління, як асиметрія потенціалу, методи управління хаосом і запізнілий зворотний зв'язок, може подолати ці недоліки. Використання ієрархічних потенціалів, інкрементного демпфування та впровадження адаптивних стратегій забезпечують стабільність руху та підвищують ефективність і гнучкість системи. Отже, запропонований метод та актуальність розробки сприяють вдосконаленню алгоритмів керування роями роботів та відкривають перспективи для застосування в реальних умовах з динамічним середовищем.

ВИСНОВКИ

Виконано аналітичний огляд відомих методів та алгоритмів автоматизованого керування рухом роботів на базі процесів самоорганізації. Встановлено актуальність методу потенціальних полів у сфері самоорганізованого керування рухом груп роботів. Визначено основні недоліки класичного методу потенціальних полів, пов'язані із наявністю локальних мінімумів, що можуть призводити до некоректних зупинок та хаотичного руху роботів.

Виконано аналіз рівня хаосу для траєкторій самоорганізованого руху роботів в умовах наявності багатьох цільових точок притягування на основі розрахунку показників Ляпунова.

Побудовано математичну модель процесу автоматизованого керування самоорганізованим рухом роботів із корекцією для запобігання виникненню хаотичних траєкторій між різними цільовими точками в умовах взаємного впливу роботів у групі.

Розроблено метод децентралізації автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритму самоорганізованих груп із коригуванням траєкторій з оцінкою рівня хаосу в реальному часі за показниками Ляпунова.

Виконано імітаційне моделювання процесу автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритму самоорганізованих груп із коригуванням траєкторій за оцінкою рівня хаосу.

Метод потенціальних полів є одним із найбільш актуальних методів самоорганізованого керування рухом груп роботів, але він має ряд недоліків, пов'язаних із наявністю локальних мінімумів потенціалу віртуального поля, які можуть призводити, зокрема, до некоректного ускладнення руху роботів внаслідок виникнення хаотичних траєкторій.

Для корекції траєкторій роботів в умовах наявності локальних мінімумів доцільно виконувати оцінку рівня хаосу за зміною форми траєкторій роботів з часом на основі показників Ляпунова.

Побудована за результатами досліджень математична модель процесу автоматизованого керування самоорганізованим рухом роботів із корекцією на основі оцінки рівня хаосу описує зміну параметрів потенціального поля та траєкторій роботів для недопущення переходу в хаотичний режим.

Розроблений на основі запропонованої моделі метод децентралізації автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритму самоорганізованих груп надає можливість спрощення і зменшення довжини траєкторій, що веде до підвищення швидкодії всієї системи та зменшення витрат ресурсів, таких як енергоспоживання, обчислення і обслуговування.

Проведене імітаційне моделювання процесу керування рухом роботів на основі розробленого методу підтверджує коректність отриманих наукових результатів.

Дана робота присвячена розробці інноваційних методів автоматичного керування рухом роботів на основі використання групових алгоритмів самоорганізації [72]. Дослідження включає комплексний аналіз теоретичних основ децентралізації, в тому числі вивчення існуючих підходів та їх обмежень. На основі отриманої інформації створено математичну модель, що описує децентралізовану систему управління, та розроблено алгоритм, що дозволяє ефективно координувати рухи автономних роботів у групі. Для перевірки практичної застосовності запропонованого підходу було організовано серію імітаційних експериментів, отримані результати яких підтвердили високу ефективність та перспективність використання розробленого методу в реальних умовах.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

1. X. Fu, J. Pan, H. Wang, and X. Gao, A formation maintenance and reconstruction method of UAV swarm based on distributed control. *Aerosp Sci Technol*, vol. 104, Sep. 2020.
2. S. X. Xiong, X. P. Xie, and G. P. Jiang, A distributed containment tracking control of the UAV formation with prescribed performance subject to collision avoidance. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, vol. 34, no. 9, pp. 5813–5832, Jun. 2024.
3. M. Jaraiz, *Ants, robots, humans: a self-organizing, complex systems modeling approach*, arxiv.org, 2020.
4. X. Qin, Y. Yang, M. Pan and L. Liu, Self-Organized Circling of Swarm Robots using Optical Communications, 2023 IEEE 13th International Conference on CYBER Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER), Qinhuangdao, China, 2023, pp. 80-83.
5. Y. Du, Y. Wang, J. Wang, and T. Zhang, Production Task Allocation Decision Based on Cloud Robot Cell-Line. *Comput Intell Neurosci*, vol. 2022, 2022.
6. B. G. Elkilany, A. A. Abouelsoud, A. M. R. Fathelbab, and H. Ishii, A proposed decentralized formation control algorithm for robot swarm based on an optimized potential field method. *Neural Comput Appl*, vol. 33, no. 1, pp. 487–499, Jan. 2021.
7. T. Petrič, M. Jamšek, and J. Babič. Exoskeleton Control Based on Network of Stable Heteroclinic Channels (SHC) Combined with Gaussian Mixture Models (GMM). in *Advances in Robot Kinematics 2020*, Springer, 2021, pp. 365–373.
8. B.-B. Hu, H.-T. Zhang, W. Yao, J. Ding, and M. Cao. Spontaneous-Ordering Platoon Control for Multirobot Path Navigation Using Guiding Vector Fields. arXiv preprint arXiv:2311.00976, Nov. 2023.
9. F. H. Shariski, K. Priandana and S. Wahjuni, Performance Analysis of Self-Organizing Map Method for Wheeled Robot Control System, 2020 International

Conference on Smart Technology and Applications (ICoSTA), Surabaya, Indonesia, 2020, pp. 1-5.

10. A. D. Ayu, H. Matthew, I. H. Suherman, A. Subiantoro and B. Kusumoputro, Development of Autonomous Control System using Self-Organizing Map and Autoregressive Self-Organizing Map, 2022 9th International Conference on Electrical Engineering, Computer Science and Informatics (EECSI), Jakarta, Indonesia, 2022, pp. 407-413.

11. L. Altinay and M. Kozak, Revisiting destination competitiveness through chaos theory: The butterfly competitiveness model. *Journal of Hospitality and Tourism Management*, vol. 49, pp. 331–340, Dec. 2021.

12. M. Alhafnawi, S. Hauert and P. O’Dowd, Self-Organised Saliency Detection and Representation in Robot Swarms, in *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 6, no. 2, pp. 1487-1494, April 2021.

13. M. Stranjak, S. Campagna, and I. Čavrak. RoboTwin: Combining Digital Twin and Artificial Intelligence Domains for Controlling Robots in Industry 4.0. in *Agents and Multi-agent Systems: Technologies and Applications 2023*, Springer, 2023.

14. W. T. Botelho, M. G. B. Marietto, E. D. L. Mendes, D. R. De Sousa, E. P. Pimentel, V. L. da Silva, and T. dos Santos. Toward an Interdisciplinary Integration Between Multi-Agents Systems and Multi-Robots Systems: A Case Study. *The Knowledge Engineering Review*, vol. 35, 2020.

15. G. Jezic, J. Chen-Burger, M. Kusek, R. Sperka, R. J. Howlett, and L. C. Jain, Eds., *Agents and Multi-Agent Systems: Technologies and Applications 2023*, Springer, 2023.

16. B. Liu, L. Wang, M. Liu, and C.-Z. Xu. Federated Imitation Learning: A Novel Framework for Cloud Robotic Systems With Heterogeneous Sensor Data. *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 5, no. 2, pp. 3509-3516, Apr. 2020.

17. B. Liu, L. Wang, X. Chen, L. Huang, and D. Han. Peer-Assisted Robotic Learning: A Cloud-Based Lifelong Learning Approach for Heterogeneous Robots. in

Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2021, pp. 1436-1442.

18. Y. Zhai, B. Ding, P. Zhang, and J. Luo, Cloudroid Swarm: A QoS-Aware Framework for Multirobot Cooperation Offloading. *Wirel Commun Mob Comput*, vol. 2021, 2021.

19. X. Chen and Y. Jiang, Three Dimensional Path Planning of Snake-Arm Robot Based on Improved Ant Colony Algorithm. 2022 12th International Conference on CYBER Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems, CYBER 2022, pp. 888–892, 2022.

20. F. A. Rahman, U. Mukhaiyar, and S. Viridi, Analysis of Boid Algorithm Weights using Alignment Clustering Index. *BIO Web Conf*, vol. 92, Feb. 2024.

21. Q. Ouyang, Z. Wu, Y. Cong, and Z. Wang, Formation control of unmanned aerial vehicle swarms: A comprehensive review. *Asian J Control*, vol. 25, no. 1, pp. 570–593, Jan. 2023.

22. V.-A. Le et al.. Multi-Robot Cooperative Navigation in Crowds: A Game-Theoretic Learning-Based Model Predictive Control Approach. *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 39, no. 5, pp. 3456–3469, Oct. 2023.

23. S. Kang, T. Choi and T. P. Pavlic, How far should I watch? Quantifying the effect of various observational capabilities on long-range situational awareness in multi-robot teams, 2020 IEEE International Conference on Autonomic Computing and Self-Organizing Systems (ACSOS), Washington, DC, USA, 2020, pp. 146-152.

24. M. Li, G. Wei, Z. Xu, J. Wang, and M. Yang, An Optimization Algorithm Based on Artificial Potential Field and Particle Swarm Optimization to Avoid Radiation Exposure Under Radioactive Environment. *Nuclear Science and Engineering*, vol. 194, no. 6, pp. 447–461, Jun. 2020.

25. Sion, A. Reina, M. Birattari, and E. Tuci. Controlling Robot Swarm Aggregation Through a Minority of Informed Robots. *Swarm Intelligence*, vol. 15, no. 3–4, pp. 345–367, Dec. 2021.

26. E. Feo-Flushing, L. M. Gambardella, and G. A. D. Caro, Spatially-Distributed Missions with Heterogeneous Multi-Robot Teams. *IEEE Access*, vol. 9, pp. 67327–67348, 2021.
27. Camisa, A. Testa, and G. Notarstefano, Multi-Robot Pickup and Delivery via Distributed Resource Allocation. *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 39, no. 2, pp. 1106–1118, Apr. 2023.
28. X. Chen and Y. Jiang, Three Dimensional Path Planning of Snake-Arm Robot Based on Improved Ant Colony Algorithm. 2022 12th International Conference on CYBER Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems, CYBER 2022, pp. 888–892, 2022.
29. G. A. Cardona and J. M. Calderon, Robot swarm navigation and victim detection using rendezvous consensus in search and rescue operations. *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 9, no. 8, Apr. 2019.
30. T. Sun, X. Xiong, Z. Dai, D. Owaki, and P. Manoonpong, A Comparative Study of Adaptive Interlimb Coordination Mechanisms for Self-Organized Robot Locomotion. *Front Robot AI*, vol. 8, Apr. 2021.
31. R. Pyla, V. Pandalaneni, P. J. N. Raju, and G. G. Priya, Design and Development of swarm AGV's alliance for Search and Rescue operations. *Journal of Robotics and Control (JRC)*, vol. 4, no. 6, pp. 791–807, 2023.
32. M. Zou, X. Zhu, X. Zhang, P. Zhang, and W. Dong Bao, LEAF: A Cloud-end Coevolutionary Framework for Multi-objective Swarm Robots Formation Optimization in Dynamic Environment. *Proceedings - 2022 8th International Conference on Big Data and Information Analytics, BigDIA 2022*, pp. 178–185, 2022.
33. N. Wang, Y. Liu, J. Liu, W. Jia, and C. Zhang, Reinforcement learning swarm of self-organizing unmanned surface vehicles with unavailable dynamics. *Ocean Engineering*, vol. 289, Dec. 2023.
34. E. Sebastian, T. Duong, N. Atanasov, E. Montijano, and C. Sagues. LEMURS: Learning Distributed Multi-Robot Interactions. *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 7, no. 3, pp. 6789–6796, Jul.

35. Y. Zhou, P. Wang, J. Li, L. Ma, J. OuYang and M. Wu, A Strategy for Self-Organizing Localization of Minimalist Robots, 2020 6th International Conference on Big Data and Information Analytics (BigDIA), Shenzhen, China, 2020, pp. 435-439.
36. Esmaeili, N. Mozayani, M. R. J. Motlagh, and E. T. Matson. A Socially-Based Distributed Self-Organizing Algorithm for Holonic Multi-Agent Systems: Case Study in a Task Environment. *Cognitive Systems Research*, vol. 43, pp. 84–99, 2017.
37. Q. Yang, F. Xiao, J. Lyu, B. Zhou, and H. Fang. Self-Organized Polygon Formation Control Based on Distributed Estimation. *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 7, no. 2, pp. 3456–3463, Apr. 2022.
38. Soria, F. Schiano, and D. Floreano. Predictive Control of Aerial Swarms in Cluttered Environments. *Nature Machine Intelligence*, vol. 3, pp. 92–99, 2021.
39. G. Tao and Q. Zhao. Koopman System Approximation Based Optimal Control of Multiple Robots—Part I: Concepts and Formulations. *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 39, no. 2, pp. 456–472, Apr. 2023.
40. J. D. Hasbach and M. Bennewitz, The design of self-organizing human–swarm intelligence. *Adaptive Behavior*, vol. 30, no. 4, pp. 361–386, Aug. 2022.
41. Y. Dong, Z. Li, X. Zhao, Z. Ding, and X. Huang. Decentralised and Cooperative Control of Multi-Robot Systems through Distributed Optimisation. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 31, no. 1, pp. 15–28, Jan. 2023.
42. J. D. Rockbach, I. Schlangen, and M. Bennewitz, Self-organising Distributed Sensor Fusion Networks for Hierarchical Swarm Control and Supervision. *IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*, 2023.
43. X. Liang, X. Qu, N. Wang, Y. Li, and R. Zhang, A novel distributed and self-organized swarm control framework for underactuated unmanned marine vehicles. *IEEE Access*, vol. 7, pp. 112703–112712, 2019.
44. T. Sakamoto, S. Bonardi and T. Kubota, A Routing Framework for Heterogeneous Multi-Robot Teams in Exploration Tasks, in *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 5, no. 4, pp. 6662-6669, Oct. 2020.

45. E. Sebastian, T. Duong, N. Atanasov, E. Montijano, and C. Sagues. Physics-Informed Multi-Agent Reinforcement Learning for Distributed Multi-Robot Problems. *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 39, no. 4, pp. 1234–1248, Aug. 2023
46. Y. Chen, G. Bai, Y. Zhan, X. Hu, and J. Liu, Path Planning and Obstacle Avoiding of the USV Based on Improved ACO-APF Hybrid Algorithm with Adaptive Early-Warning. *IEEE Access*, vol. 9, pp. 40728–40742, 2021.
47. Q. Wang, J. Huang and X. Mao, A Fast Self-Organizing Pattern Formation Method for Swarm Robots in Dynamic Multi-Region Environments, 2020 5th International Conference on Automation, Control and Robotics Engineering (CACRE), Dalian, China, 2020, pp. 124-129.
48. T. Muslimov, Curl-Free Vector Field for Collision Avoidance in a Swarm of Autonomous Drones. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, vol. 14214 LNAI, pp. 369–379, 2023.
49. Z. Sun, H. Sun, P. Li, J. Zou, J. Zhuang, and G. Tan, An innovative distributed self-organizing control of unmanned surface vehicle swarm with collision avoidance. *Ocean Engineering*, vol. 254, Jun. 2022.
50. S. Campagna, I. Čavrak, and A. Stranjak. Agent-Based Medical Image Processing Using Multi-stage Distributed Neural Network. in *Agents and Multi-agent Systems: Technologies and Applications 2023*, Springer, 2023.
51. E. Taranta, A. Seiwert, A. Goeckner, K. Nguyen, and E. Cherry, From Warfighting Needs to Robot Actuation: A Complete Rapid Integration Swarming Solution. *Field Robotics*, vol. 3, no. 1, pp. 460–515, Jan. 2023.
52. Z. Liang, Q. Li, and G. Fu, Multi-UAV Collaborative Search and Attack Mission Decision-Making in Unknown Environments. *Sensors*, vol. 23, no. 17, Sep. 2023.
53. R. G and M. Vadali. A Quasi-Centralized Collision-Free Path Planning Approach for Multi-Robot Systems. *arXiv preprint arXiv:2103.10316*, Mar. 2021.

54. W. Jatmiko et al., Self-organizing urban traffic control architecture with swarm-self organizing map in Jakarta: Signal control system and simulator. *International Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems*, vol. 3, no. 3, pp. 443–465, 2010.
55. J. Peng, G. Wei, L. Ming and L. Xiaoqiang, A Resource Scheduling Optimization Algorithm of Self-organizing Cloud Robot Platform, 2023 35th Chinese Control and Decision Conference (CCDC), Yichang, China, 2023, pp. 4859-4864.
56. Y. Zhang, Y. Wang, and G. Luo. Multi-Robot Obstacle Avoidance Based on Artificial Potential Field Method. in *Proceedings of the 2022 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA)*, Guilin, China, Aug. 2022, pp. 1234–1239.
57. M. S. Alvarez-Alvarado, F. E. Alban-Chacón, E. A. Lamilla-Rubio, C. D. Rodríguez-Gallegos, and W. Velásquez, Three novel quantum-inspired swarm optimization algorithms using different bounded potential fields. *Sci Rep*, vol. 11, no. 1, Dec. 2021.
58. C. Kownacki and L. Ambroziak, A new multidimensional repulsive potential field to avoid obstacles by nonholonomic uavs in dynamic environments. *Sensors*, vol. 21, no. 22, Nov. 2021.
59. L. Wei and M. Chen, Distributed DETMs-based internal collision avoidance control for UAV formation with lumped disturbances. *Appl Math Comput*, vol. 433, Nov. 2022
60. J. J. Cetina-Denis, R. M. López-Gutiérrez, C. Cruz-Hernández, and A. Arellano-Delgado, Design of a Chaotic Trajectory Generator Algorithm for Mobile Robots. *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 12, no. 5, Mar. 2022.
61. Chaos Theory and Applications. *Chaos Theory and Applications*, vol. 6, no. 4, 2024.
62. Overview and Perspectives of Chaos Theory and Its Applications. *Mathematics*, vol. 12, no. 1, p. 92, 2023.
63. Chaos in the Real World: Recent Applications to Communications. *Symmetry*, vol. 13, no. 11, p. 2151, 2021.

64. C. Ban, G. Cai, W. Wei, and S. Peng, Dynamic response and chaotic behavior of a controllable flexible robot. *Nonlinear Dyn*, vol. 109, no. 2, pp. 547–562, Jul. 2022.
65. Y. Yang, S. Qin, and S. Liao, Ultra-chaos of a mobile robot: A higher disorder than normal-chaos. *Chaos Solitons Fractals*, vol. 167, Feb. 2023.
66. D. Damanik. Lyapunov Exponents: Recent Applications of Furstenberg’s Theorem in Spectral Theory. in *2019-20 MATRIX Annals*, J. de Gier, C. E. Praeger, and T. Tao, Eds. Cham: Springer, 2021, pp. 685–689.
67. F. Ahuraka, P. McNamee, Q. Wang, Z. N. Ahmadabadi, and J. Hudack, Chaotic Motion Planning for Mobile Robots: Progress, Challenges, and Opportunities. *IEEE Access*, vol. 11, pp. 134917–134939, 2023.
68. D. Yu, C. L. P. Chen, and H. Xu, Fuzzy Swarm Control Based on Sliding-Mode Strategy with Self-Organized Omnidirectional Mobile Robots System. *IEEE Trans Syst Man Cybern Syst*, vol. 52, no. 4, pp. 2262–2274, Apr. 2022.
69. M. Wakchaure, B. K. Patle, and A. K. Mahindrakar, Application of AI techniques and robotics in agriculture: A review. *Artificial Intelligence in the Life Sciences*, vol. 3, Dec. 2023.
70. H. -Q. Zhan and C. -K. Yeh, An Intelligent System for Fruit Harvesting Robot applied to Vertical Green Walls, 2022 International Automatic Control Conference (CACCS), Kaohsiung, Taiwan, 2022, pp. 1-6
71. D. Zhang, X. Zhang, Z. Zhang, B. Zhu, and Q. Zhang. Reinforced Potential Field for Multi-Robot Motion Planning in Cluttered Environments. *arXiv preprint arXiv:2307.14110*, Jul. 2023.
72. Y. Liu, Y. He, Y. Zhen, S. Guo, H. Gao and H. Cai, A Self-Organized Line Marching Formation Control Algorithm, 2021 40th Chinese Control Conference (CCC), Shanghai, China, 2021, pp. 5407-5412.
73. S. Cicerone, A. D. Fonso, G. D. Stefano and A. Navarra, Molecular Oblivious Robots: A New Model for Robots With Assembling Capabilities, in *IEEE Access*, vol. 11, pp. 15701-15724, 2023.

74. M. Wakchaure, B. K. Patle, and A. K. Mahindrakar, Application of AI techniques and robotics in agriculture: A review. *Artificial Intelligence in the Life Sciences*, vol. 3, Dec. 2023.

75. H. He, S. Kamburugamuve, G. C. Fox, and W. Zhao, Cloud based real-time multi-robot collision avoidance for swarm robotics. *International Journal of Grid and Distributed Computing*, vol. 9, no. 6, pp. 339–358, 2016.

ДОДАТОК А

Траєкторії саморганізованого руху роботів за методом потенціальних полів

```
clear; close all; clc;

N = 8; % роботів
M = 6; % цілей

% Початкові положення:
p = [0  0.1  0.05  0.07  -0.05  -0.1  0.02  -0.03;
      0  0.05  0.07  0.02  0.04  0.06  -0.01  0.03];

% Цільові точки
targets = [-2  2  -2  2  2  -2;
           0  0  3  3  -3  3];

% Параметри потенціального поля
alpha = 1.0; % Коефіцієнт притягування до цілі
beta = 0.5; % Коефіцієнт відштовхування між роботами
d0 = 0.2; % Порогова відстань між роботами
eta = 0; % Відштовхування від перешкод (не використовуємо)
d_obs = 0; % Нема перешкод
K = 0.1; % Коефіцієнт швидкості реакції на градієнт

robot_for_lyap = 1;
epsilon = 1e-4; % початкова мала різниця
p_shadow = p(:,robot_for_lyap) + epsilon*[1;0]; % тіньова траєкторія для оцінки
lambda_est = 0;
avg_count = 0;
lyap_sample_interval = 10; % інтервал між оцінками  $\lambda$ 
next_lyap_sample = lyap_sample_interval;

% Параметри адаптації для протидії хаосу
mu_delta = 0.01;
mu_d = 0.005;

% Вводимо зсув:
delta = 0;
d_dyn = 0.1; % Згасання можна інтерпретувати як зростання фрикційних сил

original_target_2 = targets(:,2);

% Траєкторії:
trajectory = cell(N,1);
for i=1:N
    trajectory{i} = p(:,i);
end

% Потенціальне поле
function [U,gradU] = potential_field(pi, targets, alpha, beta, d0, p_all, i, delta)
% pi - позиція
% delta - зсув
    g_mod = targets;
    g_mod(:,2) = g_mod(:,2) + [delta;0]; % зміщуємо другу ціль

    % Для найближчої цілі
    dists_to_targets = sqrt(sum((g_mod - pi).^2,1));
    [~, g_idx] = min(dists_to_targets);
```

```

pg = g_mod(:,g_idx);

% притягуючий потенціал
U_att = 0.5*alpha*(norm(pi - pg))^2;
grad_att = alpha*(pi - pg);

% Відштовхування між роботами
grad_rep_r = [0;0];
U_rep_r = 0;
N = size(p_all,2);
for j=1:N
    if j==i, continue; end
    pj = p_all(:,j);
    dist_ij = norm(pi - pj);
    if dist_ij < d0
        U_ij = 0.5*beta*((1/dist_ij)-(1/d0))^2;
        gradU_ij = beta*((1/dist_ij)-(1/d0))*((pi-pj)/(dist_ij^3));
        U_rep_r = U_rep_r + U_ij;
        grad_rep_r = grad_rep_r + gradU_ij;
    end
end

U = U_att + U_rep_r;
gradU = grad_att + grad_rep_r;
end

% Перевірка досягнення цілей
function done = check_targets(p, targets)
    tol = 0.1;
    M = size(targets,2);
    N = size(p,2);
    reached = false(1,M);
    for m=1:M
        for n=1:N
            if norm(p(:,n)-targets(:,m))<tol
                reached(m)=true;
                break;
            end
        end
    end
    done = all(reached);
end

% Оцінка λ:
tmax = 2000;
dt = 0.1;
time = 0;

while time < tmax
    time = time+dt;

    % Оновлюємо ціль (2-гу) залежно від delta
    targets(:,2) = original_target_2; % скинути
    targets(:,2) = targets(:,2) + [delta;0]; % застосувати зсув

    % Обчислюємо градієнти та оновлюємо позиції
    p_new = p;
    p_shadow_new = p_shadow;

    % Для оцінки ляпунова беремо стан робота_for_lyap
    i_lyap = robot_for_lyap;

```

```

for i=1:N
    if i~=i_lyap
        % Якщо цілі досягнуті, а цей робот «зайвий», зупинитись
        all_done = check_targets(p, [targets(:,1) (targets(:,2)-[delta;0])
targets(:,3:end)]);
        all_done = check_targets(p, targets);
        if all_done && i > M
            gradU = [0;0];
        else
            [~,gradU] = potential_field(p(:,i), targets, alpha, beta, d0, p, i, delta);
        end
    else
        [~,gradU] = potential_field(p(:,i), targets, alpha, beta, d0, p, i, delta);
    end

    v = -K*gradU;
    p_new(:,i) = p(:,i)+v*dt;
end

% Оновлення тіньової траєкторії для робота i_lyap
[~,gradU_shadow] = potential_field(p_shadow, targets, alpha, beta, d0, p, i_lyap,
delta);
v_shadow = -K*gradU_shadow;
p_shadow_new = p_shadow + v_shadow*dt;

p = p_new;
p_shadow = p_shadow_new;

% Оновлення траєкторії:
for i=1:N
    trajectory{i} = [trajectory{i} p(:,i)];
end

% Оцінка  $\lambda_{max}$  кожні lyap_sample_interval секунд
if time >= next_lyap_sample
    dist = norm(p_shadow - p(:,i_lyap));
    if dist<1e-12
        dist=1e-12;
    end
    avg_count = avg_count+1;
    lambda_est = ((avg_count-1)*lambda_est + (1/time)*log(dist/epsilon))/avg_count;
    % Перенормуємо
    diff_vec = p_shadow - p(:,i_lyap);
    p_shadow = p(:,i_lyap) + epsilon*diff_vec/dist;
    next_lyap_sample = next_lyap_sample + lyap_sample_interval;
end

% Адаптація параметрів за lambda_est
delta = delta - mu_delta*lambda_est;
d_dyn = d_dyn + mu_d*lambda_est;
if d_dyn < 0.1
    d_dyn = 0.1;
end

% Перевірка досягнення цілей
if check_targets(p, targets)
    % Всі цілі досягнуто
    % Зупиняємо всі роботи, які не в перших M
    % Але фактично можемо просто завершити симуляцію
    break;
end

```

```

end
end

% Побудова графіків
figure; hold on; grid on;

% Початкові координати
for i=1:N
    plot(trajectory{i}(1,1), trajectory{i}(2,1), 'bo',
'MarkerFaceColor','b','MarkerSize',10);
end

% Цільові точки
targets(:,2) = original_target_2 + [delta;0];
plot(targets(1,:), targets(2,:), 'go', 'MarkerFaceColor','g','MarkerSize',10);

% Траєкторії роботів
for i=1:N
    plot(trajectory{i}(1,:), trajectory{i}(2,:), 'k-', 'LineWidth',1.5);
    % Кінцеві координати роботів - чорні точки
    plot(trajectory{i}(1,end), trajectory{i}(2,end),
'ko','MarkerFaceColor','k','MarkerSize',5);
end

xlabel('X'); ylabel('Y');
title('Траєкторії руху роботів за методом потенціальних полів з коригуванням за  $\lambda$ -індикатором');
axis equal;

```

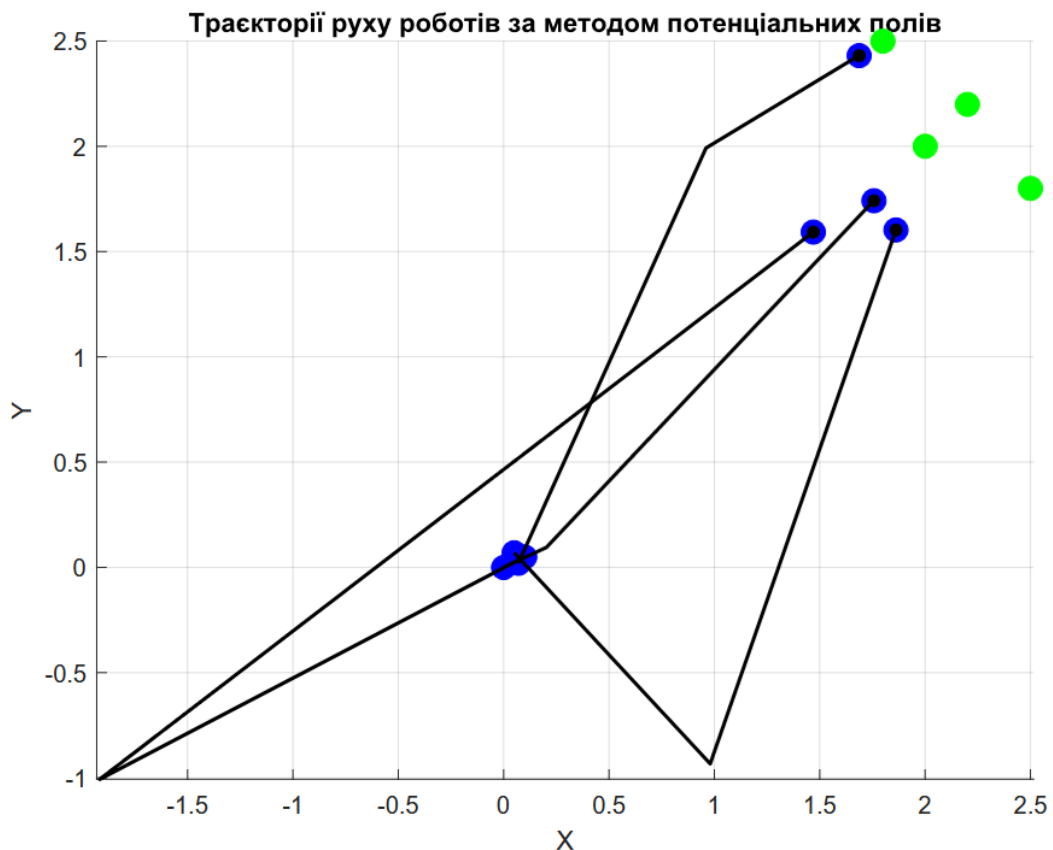


Рисунок А.1 – Рух за методом потенціальних полів

ДОДАТОК Б

Хаотичний рух робота між потенціальними ямами

```
clear; close all; clc;

% Параметри системи
m = 1;           % маса
d = 0.5;        % коефіцієнт згасання
a = 1.0;        % відстань від центру до кожного мінімуму потенціалу
alpha = 1.0;    % коефіцієнт
F = 0.7949;     % амплітуда зовн. сили
omega = 1.0;    % частота зовн. сили

% Початкові умови
x0 = 0.2;
v0 = -0.8;
y0 = [x0; v0];

% Диф. рівняння:
time = [0 200];
odefun = @(t,y) [ y(2);
                 (-d*y(2) - 2*alpha*y(1)*(y(1)^2 - a^2) + F*cos(omega*t))/m ];

% Розв'язання диференційного рівняння:
[ts, ys] = ode45(odefun, time, y0);
% Розв'язок:
xs = ys(:,1);

% Цільові точки:
targets = [-a, a; 0, 0];

% Початкова точка траєкторії:
p_start = [x0; 0];

% Побудова графіка:
figure; hold on; grid on;
plot(p_start(1), p_start(2), 'bo', 'MarkerFaceColor', 'b', 'MarkerSize',10);
plot(targets(1,1), targets(2,1), 'go', 'MarkerFaceColor', 'g', 'MarkerSize',10);
plot(targets(1,2), targets(2,2), 'go', 'MarkerFaceColor', 'g', 'MarkerSize',10);

% Траєкторія робота:
plot(xs, ys(:,2), 'k-', 'LineWidth',1.5);

xlabel('X'); ylabel('Y');
title('Хаотична траєкторія робота у подвійній потенціальній ямі');
axis equal;
```

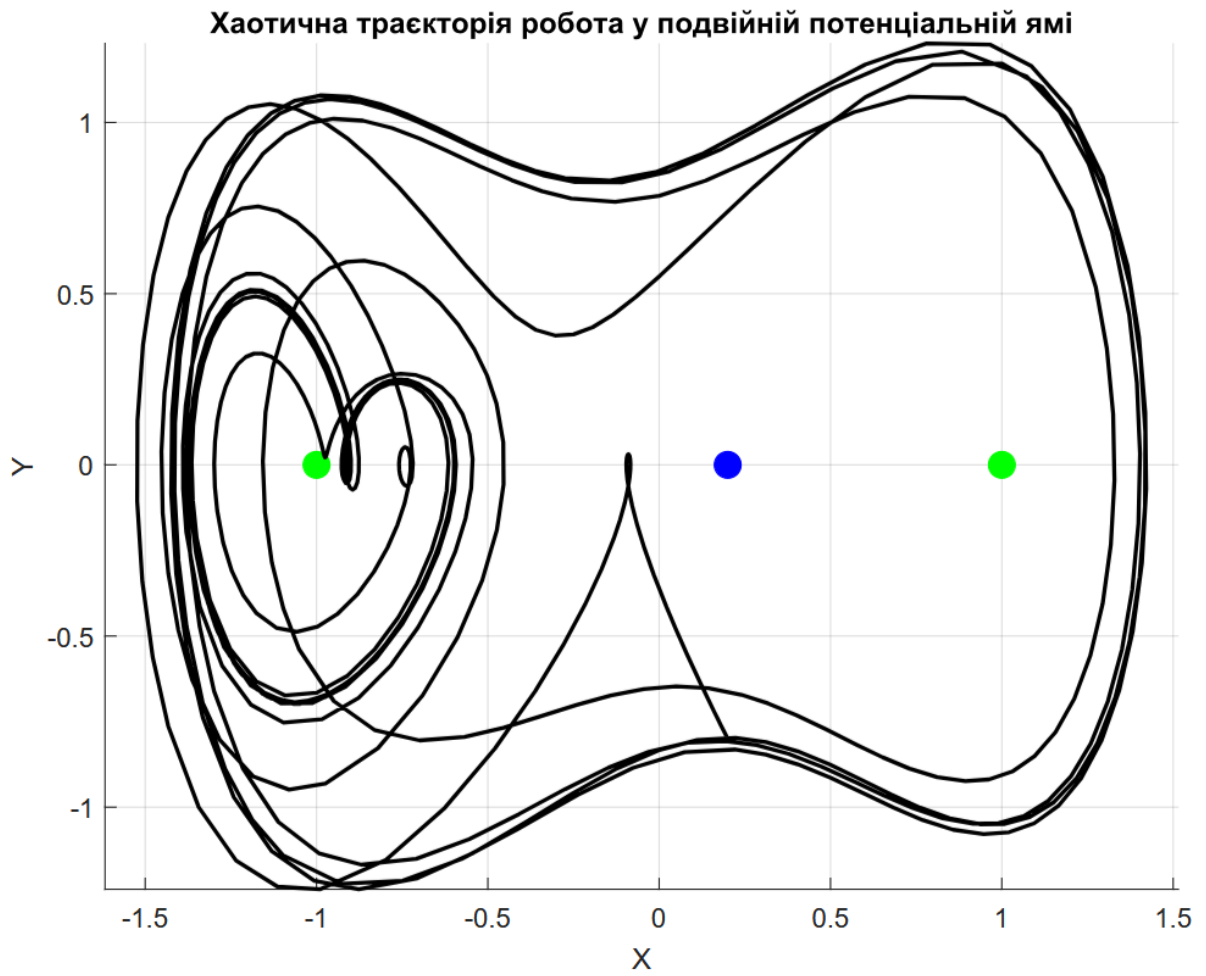


Рисунок Б.1 – Траєкторія руху між потенціальними ямами

ДОДАТОК В

Скоригована траєкторія руху

```
clear; close all; clc;

% Параметри системи
m = 1;          % маса робота
d = 0.5;       % початкове згасання
a = 1.0;       % розташування цільових точок: (-a,0) та (a,0)
alpha = 1.0;   % коефіцієнт у потенціалі
F = 0.5;       % амплітуда зовнішньої сили (для збурень, аналог Дуффінга)
omega = 1.0;   % частота зовнішньої сили
mu_delta = 0.01; % коефіцієнт адаптації для delta
mu_d = 0.005;  % коефіцієнт адаптації для d

% Параметр зсуву другої цілі (початково 0 - симетрія)
delta = 0;

% Початкові умови (координата і швидкість)
x0 = 0;
v0 = 0;
y0 = [x0; v0];

% Цілі (початково симетричні)
goals = [-a a;
         0 0];

% Параметри інтеграції
tmax = 200;
dt = 0.01;
t = 0:dt:tmax;

epsilon = 1e-6; % початкова мала різниця станів
y_shadow = [x0+epsilon; v0];
lambda_est = 0; % оцінка показника Ляпунова
avg_count = 0;
L_sample_interval = 1; % інтервал між розрахунками  $\lambda$ 
next_L_sample = L_sample_interval;

% Траєкторія:
x_history = x0;
delta_history = delta;
d_history = d;

for i = 1:length(t)-1
    % Поточний час
    time1 = t(i);

    % Стан системи
    x = y0(1); v = y0(2);
    x_s = y_shadow(1); v_s = y_shadow(2);

    % Обчислюємо похідну стану для основної та тіньової траєкторії
    dUdx = alpha*(2*x - delta);
    dxdt = v;
    dvdt = ( -d*v - dUdx + F*cos(omega*time1) )/m;
end
```

```

dUdx_s = alpha*(2*x_s - delta);
dxdt_s = v_s;
dvdt_s = (-d*v_s - dUdx_s + F*cos(omega*time1))/m;

% Метод інтегрування - простий Ейлер вперед (для спрощення)
y0 = y0 + dt*[dxdt; dvdt];
y_shadow = y_shadow + dt*[dxdt_s; dvdt_s];

% Оцінка  $\lambda_{max}$ 
% Відстань між основною та тіньовою траєкторіями
dist = abs(y_shadow(1) - y0(1));
if dist < 1e-12
    dist = 1e-12; % щоб уникнути 0 у логарифмі
end

% Періодично перенормуємо тіньову траєкторію та оновлюємо оцінку  $\lambda$ 
if t(i) >= next_L_sample
    avg_count = avg_count + 1;
    lambda_est = ((avg_count-1)*lambda_est + (1/(t(i)))*log(dist/epsilon))/avg_count;
    % Перенормуємо
    y_shadow(1) = y0(1) + (epsilon/dist)*(y_shadow(1)-y0(1));
    y_shadow(2) = y0(2) + (epsilon/dist)*(y_shadow(2)-y0(2));
    next_L_sample = next_L_sample + L_sample_interval;
end

% Адаптація параметрів за  $\lambda_{max}$ 
delta = delta - mu_delta*lambda_est;
d = d + mu_d*lambda_est;
if d < 0.1
    d = 0.1; % Не даємо згасанню стати занадто малим
end

x_history(end+1) = y0(1);
delta_history(end+1) = delta;
d_history(end+1) = d;
end

y_history = diff(x_history)/dt;
x_history=x_history(1:end-1);

%
y_history = y_history(1:400);
x_history=x_history(1:400);

% Визначимо кінцеву точку (конфігурацію)
x_final = x_history(end);
y_final = y_history(end);

% Побудова графіка
figure; hold on; grid on;

% Початкова координата робота - велика синя точка
plot(x0, y_history(1), 'bo', 'MarkerFaceColor', 'b', 'MarkerSize',10);

% Дві цільові точки - великі зелені точки
plot(goals(1,1), 0, 'go', 'MarkerFaceColor', 'g', 'MarkerSize',10);
plot(goals(1,2), 0, 'go', 'MarkerFaceColor', 'g', 'MarkerSize',10);

% Траєкторія робота
plot(x_history, y_history, 'k-', 'LineWidth',1.5);

```

```
% Відмітимо кінцеву точку робота чорною точкою
plot(x_final, y_final, 'ko', 'MarkerFaceColor','k','MarkerSize',5);

xlabel('X'); ylabel('Y');
title('Коригована траєкторія робота з адаптацією за показником Ляпунова');
axis equal;

xlim([-1.4 1.4])
```

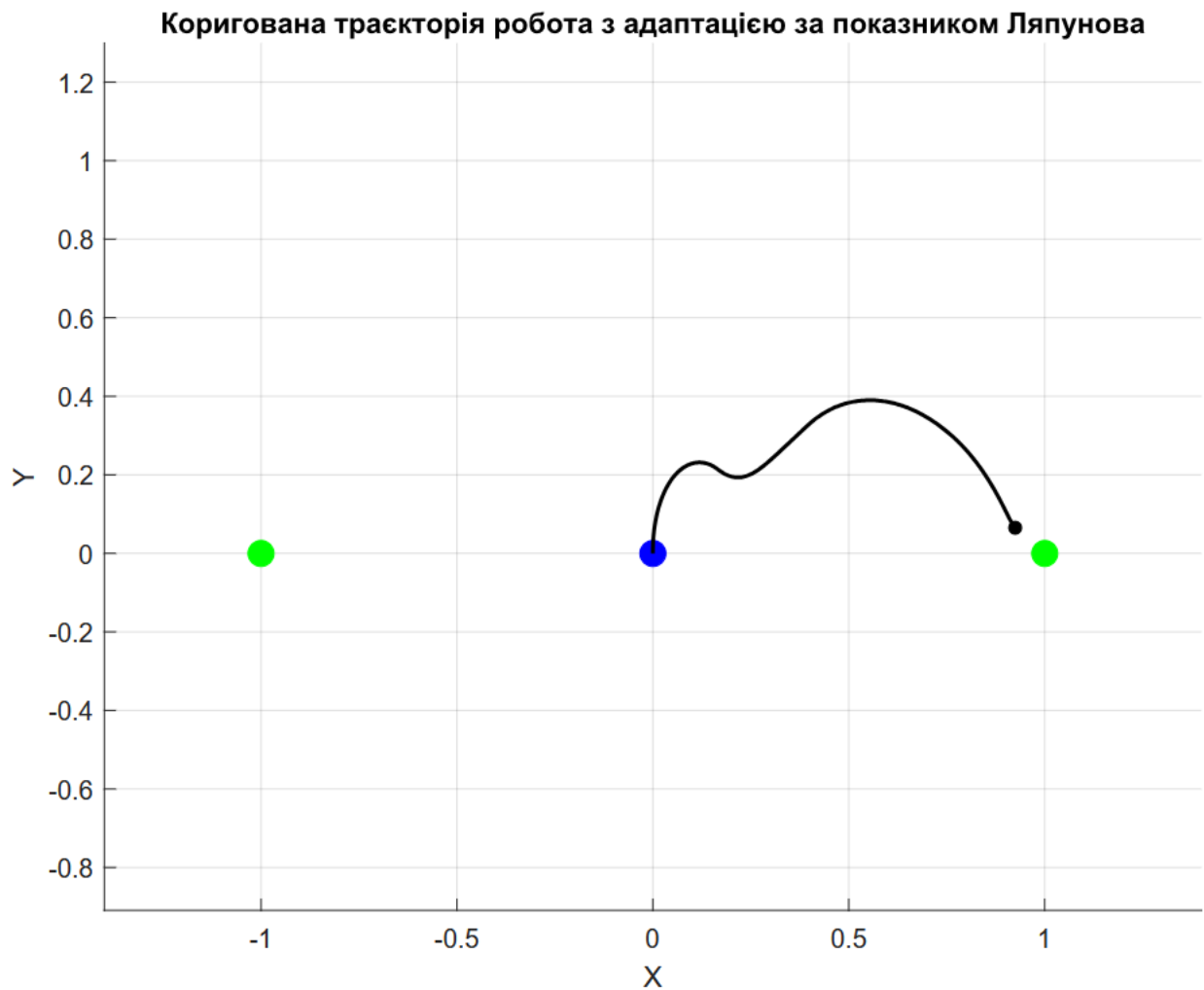


Рисунок В.1 – Коригована траєкторія руху

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2024-80-38>

УДК 681.5

ФЕДУЛА Микола
Хмельницький національний університет
<https://orcid.org/0000-0002-3765-2016>
ГУСАЧЕНКО Микола
Хмельницький національний університет

МЕТОД АВТОМАТИЗОВАНОГО КЕРУВАННЯ РУХОМ РОБОТІВ НА БАЗІ АЛГОРИТМУ САМООРГАНІЗАЦІЇ З ОЦІНКОЮ РІВНЯ ХАОСУ

Сучасний розвиток методів автоматизованого керування робототехнічними системами в умовах швидкого зростання їх кількості у всіх сферах господарства вимагає застосування нових алгоритмів побудови траєкторій та взаємодії між роботами в процесі їх руху. У випадках одночасному руху великої кількості роботів до різних цілей умови їх автоматизованого керування значно ускладнюються, що призводить до суттєвого зниження ефективності централізованих робототехнічних систем. Тому, з метою підвищення ефективності автоматизованого керування рухом великої кількості роботів у відносно обмеженому просторі вводяться методи та алгоритми самоорганізації.

Одним із найважливіших завдань самоорганізації руху роботів є спрощення алгоритму керування одним роботом у групі при одночасному підвищенні ефективності керування всією групою. Проте, вказане спрощення алгоритму керування одним роботом може призводити до виникнення неоднозначних умов, які ведуть до виникнення хаотичних режимів руху робота між різними цільовими точками.

Розглянуто процес самоорганізації руху роботів на базі методу потенціальних полів. Роботи рухаються за градієнтами до відповідних цільових точок притягання (потенціальних ям). Запропоновано метод автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритму самоорганізації з оцінкою рівня хаосу, що дозволяє коригувати траєкторії руху роботів з метою уникнення хаотичних режимів руху між різними цільовими точками. Оцінка рівня хаосу та плавна корекція траєкторій виконується в реальному часі та дозволяє уникати різкої зміни взаємного розташування роботів, що дозволяє підвищити точність та надійність функціонування робототехнічної системи, а також знизити ймовірність аварійних ситуацій.

Ключові слова: робототехніка, автоматизоване керування, самоорганізація, метод потенціальних полів, траєкторія, хаотичний рух.

FEDULA Mykola, HUSACHENKO Mykola
Khmelnyskyi Naional University

THE METHOD FOR AUTOMATED CONTROL OF ROBOT MOVEMENT BASED ON SELF-ORGANIZATION ALGORITHM WITH CHAOS LEVEL ESTIMATION

The modern development of methods for automated control of robotic systems in the conditions of their rapid growth in all economy spheres requires the using of new algorithms for constructing trajectories and interaction between robots during their movement. In cases of simultaneous movement of a large number of robots to different goals, the conditions for their automated control become significantly more complicated, which leads to a significant decrease in the efficiency of centralized robotic systems. Therefore, in order to increase the efficiency of automated control of the movement of a large number of robots in a relatively limited space, self-organization methods and algorithms are introduced.

One of the most important tasks of self-organization of robot movement is to simplify the control algorithm for one robot in a group while simultaneously increasing the efficiency of control of the entire group. However, the specified simplification of the control algorithm for one robot can lead to the emergence of ambiguous conditions that lead to the occurrence of chaotic modes of robot movement between different target points.

The process of self-organization of robot movement based on the potential field method is considered. The robots move along gradients to the corresponding target attraction points (potential wells). A method of automated robot motion control based on a self-organization algorithm with chaos level estimation is proposed, which allows correcting robot motion trajectories in order to avoid chaotic motion modes between different target points. The chaos level estimation and smooth trajectory correction are performed in real time and allow avoiding abrupt changes in the relative position of robots, which allows increasing the accuracy and reliability of the robotic system, as well as reducing the probability of emergency situations.

Keywords: robotics, automated control, self-organization, potential field method, trajectory, chaotic motion.

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Метод потенціальних полів є одним із найбільш поширених та найбільш простих методів автоматизованого керування групами роботів на основі самоорганізації. Метод базується на визначенні потенціальних функцій, які утворюють віртуальні силові поля, за аналогією із законами фізики руху частинок у полі. Відповідно, вважається, що точка з цільовими координатами генерує притягуюче поле, а перешкода генерує відштовхуюче поле. Таким чином, кожен робот характеризується загальною потенціальною енергією відносно центрів притягування та перешкод. Зазвичай притягуючий потенціал характеризується як вектор різниці між цільовими та поточними координатами робота із відповідним ваговим коефіцієнтом (коефіцієнт притягування). Аналогічно визначається і відштовхуючий потенціал – із відповідним ваговим коефіцієнтом відштовхування.

Переваги методу потенціальних полів випливають із законів кінематики при мінімізації потенціалу робота методом градієнтного спуску, коли робот прямує від області із вищим потенціалом до області з нижчим потенціалом, і таким чином потрапляє у точку з цільовими координатами. При такому підході кожен робот приймає рішення локально, за результатами розрахунку власного градієнту. Вся робототехнічна система, організована таким чином, є розподіленою системою обчислень, що забезпечує великі можливості для масштабування із зростанням кількості роботів. Метод потенціальних полів характеризується простотою реалізації, оскільки для її ефективного функціонування необхідні тільки елементарні операції із градієнтами. Обчислення градієнтів відбувається локально, і вимоги до обчислювальної потужності кожного робота зазвичай не високі. Процес самоорганізації руху роботів за методом потенціальних полів є подібним до законів руху груп біологічних організмів, таких як косяки риб, зграї птахів або рої комах, які виникли в природі еволюційним шляхом, що доводить ефективність такого методу.

Слід зазначити, що метод потенціальних полів для самоорганізованого керування групами роботів має ряд проблем, які на даний час повністю не вирішені та вимагають подальшого дослідження. Серед таких проблем слід зазначити помилки, які виникають при наявності локальних мінімумів потенціального поля, а також ускладнення вимог до обчислювальних ресурсів при динамічній адаптації в умовах великого скупчення роботів.

Локальні мінімуми є найбільш поширеною проблемою методу потенціальних полів в умовах руху роботів по складній місцевості. Роботи можуть потрапляти в точки локальних мінімумів за методом градієнтного спуску, і зупинятися в цих точках. Така проблема методу ефективно вирішується шляхом введення додаткових логічних умов для аналізу і коригування цілей та відповідних потенціальних полів роботів. Проте, вирішення задачі автоматизованого керування роботом значно ускладнюється, якщо він не прямує до одного локального мінімуму, а розпочинає рухатися хаотично між двома або декількома локальними мінімумами. В такому випадку задача прийняття рішення роботом, який діє в самоорганізованій групі, значно ускладнюється внаслідок постійної плавної зміни його траєкторії, і необхідності аналізувати складні логічні умови з кожним кроком в реальному часі. Для вирішення такої проблеми у роботі запропоновано метод автоматизованого керування із оцінкою рівня хаотичності траєкторії робота в реальному часі, що дозволяє вчасно коригувати відображення для градієнтного спуску для уникнення переходу в хаотичний режим.

Застосування методів теорії хаосу та відповідних нелінійних ітеративних відображень дозволяє суттєво покращити характеристики руху роботів у потенціальному полі з локальними мінімумами шляхом уникнення їх переходу до хаотичних траєкторій. Згідно із оцінкою рівня хаотичності траєкторії рух робота може коригуватися шляхом введення невеликих поправок з кожною ітерацією автоматизованого керування його рухом без значного зростання вимог до обчислювальних ресурсів, що характерно для відомих методів на основі аналізу логічних умов.

ФОРМУЛЮВАННЯ ЦІЛЕЙ СТАТТІ

Метою роботи є розроблення методу автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритму самоорганізації з оцінкою рівня хаосу.

АНАЛІЗ ДОСЛІДЖЕНЬ ТА ПУБЛІКАЦІЙ

Методи автоматизованого керування рухом роботів на основі самоорганізації є одними із найбільш актуальних напрямків наукових досліджень в сучасній робототехніці. Розвиток методів, що базуються на самоорганізації, надає нові можливості для підвищення ефективності колективного виконання завдань роботами у складних середовищах із динамічно змінними умовами. Зокрема, цікавими є явища виникнення хаотичних траєкторій руху роботів при використанні методу потенціальних полів. Перехід роботів до хаотичного руху в умовах великої групи, яка діє у складному середовищі відбувається плавно та “непомітно”, проте такі процеси можуть суттєво знижувати загальну ефективність групи внаслідок появи зайвих “петель” траєкторій роботів, що збільшують тривалість руху та витрату енергії. Таким чином, питання розроблення методів автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритмів самоорганізації із застосуванням теорії хаосу є актуальним та вимагає ґрунтовного дослідження.

У сфері методу потенціальних полів для самоорганізованого керування групами роботів виконано велику кількість наукових досліджень з різними умовами. Розглянемо основні напрями таких досліджень.

В роботах [1-4] описуються процеси флокінгу та колективної поведінки роботів. Вказані дослідження зосереджуються на теоретичних основах та практичних реалізаціях флокінгу в системах, до складу яких входить велика кількість роботів. Флокінг надає можливість великим групам роботів синхронно рухатися до цілі відповідно до заданих правил координації. Застосування потенціальних полів у таких методах є важливим для підтримання рівноваги між тяжінням до групи та уникненням зіткнень. Зокрема, у роботі [1] розглядаються сучасні стратегії флокінгу із врахуванням їх стабільності та ефективності. Відзначено важливу роль локальної інформації у забезпеченні координації руху роботів. Робота [3] аналізує

результати експериментів з мобільними роботами, які демонструють досягнення складних форм траєкторій в процесі самоорганізованого руху завдяки локальним взаємодіям.

У [5-8] описуються результати досліджень методів планування руху із застосуванням потенціальних полів та теорії хаосу. Хаотичні траєкторії призводять до додаткової непередбачуваності руху, що може бути як шкідливим так і корисним явищем у випадках, коли статичні алгоритми планування втрачають ефективність. У [8] описується підхід до хаотичного процесу планування шляхів для систем із багатьма роботами, що дозволяє уникати локальних мінімумів у потенціальних полях. Дослідження [5] показує покращення класичного методу потенціальних полів при обхіді перешкод шляхом введення нових потенціальних функцій, які враховують зміни середовищі з часом.

Публікації [9-12] акцентують увагу на проблематиці хаотичних траєкторій руху в мікророботах та нанороботах. Так у [10] виконано аналіз поведінки магнітних мікророботів, що виконують біомедичні маніпуляції за хаотичними траєкторіями. В [12] виконано аналіз застосування світла для формування біоміметичних траєкторій, що забезпечують можливості для керування рухом, коли класичні методи не мають належної ефективності.

Алгоритмічні підходи у моделюванні траєкторій руху роботів розглянуто в [13-18] на базі методу потенціальних полів. Вказані публікації показують покращення точності та надійності робототехнічних систем за рахунок інтеграції стохастичних методів та хаотичних траєкторій. Зокрема у [15] показано процес плавного планування траєкторій на основі теорії ймовірності, що дозволяє виконувати безпечний рух в складному середовищі.

Слід зазначити, що основні проблеми методу потенціальних полів пов'язані із наявністю локальних мінімумів, у яких роботи можуть “застрягти” або рухатися хаотично навколо них [4, 5, 19]. У складних системах із великою кількістю роботів координація руху також стає складнішою [19-23]. У роботах [2] та [8] описано методи масштабування алгоритмів для великих робототехнічних систем та роїв. У дослідженнях [5] та [13] приведено аналіз можливостей оптимізації таких систем для роботи в режимі реального часу.

Основною проблемою хаотичних траєкторій руху роботів є їх нестабільність, що значно ускладнює процес автоматизованого керування. Результати [4, 7, 24] демонструють засоби стабілізації подібних траєкторій.

Таким чином, останні публікації показують значний прогрес у сучасних методах автоматизованого керування групами роботів на базі самоорганізації і, зокрема, демонструють широкі можливості методу потенціальних полів для систем із великою кількістю роботів [1-4, 25]. Основними перевагами самоорганізації на основі методу потенціальних полів є адаптивність, можливості реалізації складного групового руху та ефективний обхід перешкод.

Однак, сучасні робототехнічні системи, що базуються на самоорганізації за методом потенціальних полів, вимагають подальшого розвитку в сферах масштабування, мінімізації обчислювального навантаження та стабілізації траєкторій.

Тому доцільно виконувати подальші дослідження процесів функціонування робототехнічних систем у режимах хаотичного руху [23-26], стабілізації хаотичних траєкторій та оптимізації методів забезпечення роботи систем у реальному часі. Вирішення вказаних задач дозволить створювати більш ефективні робототехнічні системи із вищими ступенями автономності.

Метод потенціальних полів для автоматизованого керування самоорганізованою групою роботів

Процес автоматизованого керування рухом групи роботів на основі самоорганізації за методом потенціальних полів складається з таких етапів:

- 1) кожен робот вважається точкою в n -вимірному просторі (як правило $n=2$ або $n=3$), із позицією, що залежить від часу t як $q_i(t) \in \mathbb{R}^n$, де $i=1, 2, \dots, N$;
- 2) на позицію робота впливає віртуальний потенціал $U_i(q_i)$, який є сумою притягуючих потенціалів цільових точок та відштовхуючих потенціалів від інших роботів та перешкод;
- 3) позиція кожного робота змінюється в часі, з рухом у напрямку градієнта потенціального поля з протилежним знаком;
- 4) числовий алгоритм керування роботом за методом потенціальних полів реалізується шляхом дискретизації часу із кроком Δt та ітеративного інтегрування рівнянь руху роботів.

Сформулюємо математичну модель потенціального поля. Нехай задано цільову точку $q_g \in \mathbb{R}^n$, до якої повинні наблизитися роботи. Розглянемо рух одного робота із номером i . Загальний потенціал, який діє на цього робота, складається з трьох компонентів:

- притягуючий потенціал цільової точки $U_n(q_i)$;
- відштовхуючий потенціал інших роботів $U_b^{(r)}(q_i)$;
- відштовхуючий потенціал перешкод $U_b^{(o)}(q_i)$;

Таким чином, загальний потенціал у точці розташування робота описується як сума (1):

$$U_i(q_i) = U_n(q_i) + U_b^{(r)}(q_i) + U_b^{(o)}(q_i). \quad (1)$$

Притягуючий потенціал цільової точки може описуватися в квадратичною функцією (2):

$$U_n(q_i) = \frac{\alpha}{2} |q_i - q_g|^2, \quad (2)$$

де $\alpha > 0$ — коефіцієнт, пропорційний віртуальній силі притягування до цілі. Мінімум цього потенціалу знаходиться у точці $q_i = q_g$, тобто коли робот потрапляє точно у цільову точку.

Відштовхуючий потенціал від інших роботів вводиться для уникнення зіткнень між роботами. Такий потенціал діє, якщо роботи занадто наближаються один до одного. Нехай мінімальна допустима відстань між роботами $d_0 > 0$. Тоді для двох роботів, номери яких i та j відповідно, відштовхуючий потенціал задається у формі виразу (3):

$$U_{ij}^{(r)}(q_i) = \begin{cases} \frac{\beta}{2} \left(\frac{1}{|q_i - q_j|} - \frac{1}{d_0} \right)^2, & |q_i - q_j| < d_0 \\ 0, & |q_i - q_j| \geq d_0 \end{cases} \quad (3)$$

де $\beta > 0$ — коефіцієнт, пропорційний віртуальній силі відштовхування між роботами. Тоді загальний відштовхуючий потенціал для робота i від усіх інших роботів визначається формулою (4):

$$U_b^{(r)}(q_i) = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N U_{ij}^{(r)}(q_i). \quad (4)$$

де q_{obs_k} — позиція k -тої перешкоди, а d_{obs} — радіус дії відштовхування. В такому випадку отримуємо:

$$U_{ik}^{(o)}(q_i) = \begin{cases} \frac{\eta}{2} \left(\frac{1}{|q_i - q_{obs_k}|} - \frac{1}{d_{obs}} \right)^2, & |q_i - q_{obs_k}| < d_{obs} \\ 0, & |q_i - q_{obs_k}| \geq d_{obs} \end{cases} \quad (5)$$

де $\eta > 0$ — коефіцієнт відштовхування від перешкод у виразі (5). Загальний відштовхуючий потенціал від усіх перешкод розраховується за формулою:

$$U_b^{(o)}(q_i) = \sum_{k=1}^M U_{ik}^{(o)}(q_i). \quad (6)$$

Як результат, на основі формул (4), (5) та (6) отримуємо вираз (7) для визначення загального потенціалу поля у точці розташування одного робота:

$$U_i(q_i) = \frac{\alpha}{2} |q_i - q_g|^2 + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N \max \left\{ 0, \frac{\beta}{2} \left(\frac{1}{|q_i - q_j|} - \frac{1}{d_0} \right)^2 \right\} + \sum_{k=1}^M \max \left\{ 0, \frac{\eta}{2} \left(\frac{1}{|q_i - q_{obs_k}|} - \frac{1}{d_{obs}} \right)^2 \right\}. \quad (7)$$

Напрямок руху робота на кожній ітерації обчислюється відповідно до методу градієнтного спуску. Робот повинен рухатися у напрямі зменшення потенціалу (8), тобто проти градієнту зростання потенціалу:

$$F_i = -\nabla U_i(q_i). \quad (8)$$

Таким чином, градієнт розраховується для кожної складової потенціалу в точці поточного розташування робота. Так градієнт притягуючого потенціалу визначається виразами (9) та (10):

$$\nabla U_g(q_i) = \alpha(q_i - q_g). \quad (9)$$

$$\nabla U_{ij}^{(r)}(q_i) = \beta \left(\frac{1}{|q_i - q_j|} - \frac{1}{d_0} \right) \frac{(q_i - q_j)}{|q_i - q_j|^3}. \quad (10)$$

Аналогічно визначаються градієнти для перешкод та інших роботів. Тому загальний градієнт можна описати у формі (11):

$$\nabla U_i(q_i) = \alpha(q_i - q_g) + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N \Gamma_{ij}(q_i) + \sum_{k=1}^M \Gamma_{ik}(q_i), \quad (11)$$

де $\Gamma_{ij}(q_i)$ та $\Gamma_{ik}(q_i)$ — відповідні градієнти відштовхуючих потенціалів.

Тепер сформулюємо модель руху робота. Для найпростішого випадку можна вважати, що робот змінює позицію пропорційно до сили або швидкості. Не враховуючи масу та інерцію, рух робота можна описати на основі кінематичної моделі (12):

$$\dot{q}_i = -K \nabla U_i(q_i), \quad (12)$$

де $K > 0$ — коефіцієнт, що визначає швидкість реакції робота на потенціальні сили.

Рівняння моделі руху робота розв'язується із застосуванням числового методу інтегрування. Застосовуємо метод Ейлера для дискретного часу з кроком Δt . Вважаючи, що q_i^k — позиція робота з номером i для кроку часу k , обчислюємо градієнт потенціалу:

$$g_i^k = \nabla U_i(q_i^k). \quad (13)$$

Далі, за формулою (14), визначаємо наступну позицію робота:

$$q_i^{k+1} = q_i^k - K g_i^k \Delta t. \quad (14)$$

Після цього знову розраховуємо потенціал $U_i(q_i^k)$ та його градієнт g_i^k , і оновлюємо позицію за формулою Ейлера, де величина $-K g_i^k$ задає рух робота проти градієнта, а коефіцієнт K визначає «агресивність» руху. Операцію повторюємо, поки роботи не наблизяться до цілі на достатньо малу відстань або поки не мине заданий час.

Описана числова форма методу потенціальних полів є практичною та дозволяє виконувати симуляцію самоорганізованого руху групи роботів. Результат симуляції самоорганізованого руху роботів, які керуються за вказаним методом потенціальних полів, зображено на рис. 1, де синіми точками показано початкові та кінцеві позиції роботів, а зеленими – цільові точки.

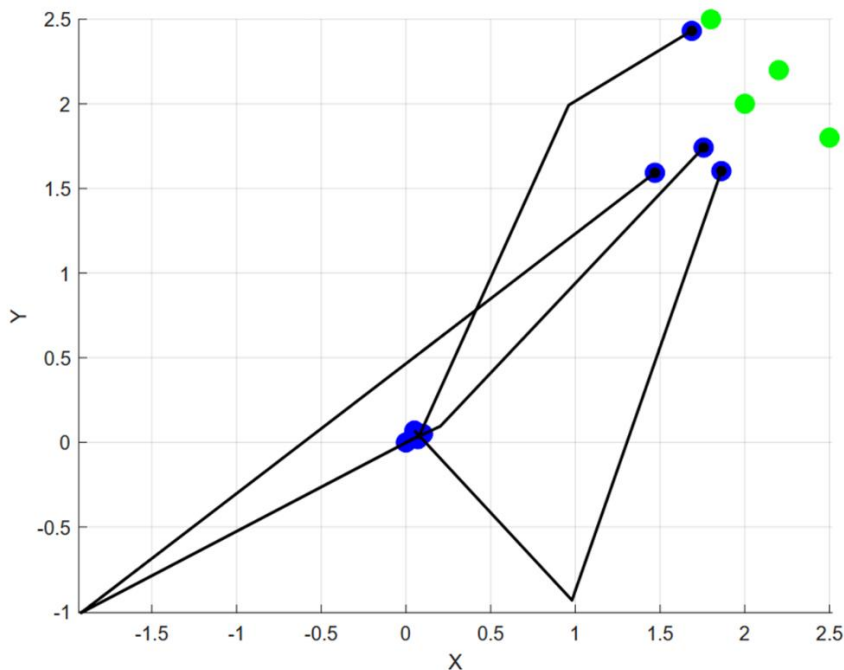


Рис. 1 Приклад самоорганізованого руху роботів, що керуються за методом потенціальних полів

З рис. 1 видно, що роботи розпочинають рух із стартової області, достатньо близько один від одного. Спочатку їх траєкторії розходяться в різні сторони під дією відштовхуючих потенціалів, а далі вони починають самоорганізовано наближатися до цілі. Слід зазначити, що початкове відштовхування роботів та швидкість зміни градієнту віртуальних полів суттєво залежать від коефіцієнтів кінематичних рівнянь та градієнтів, точне налаштування яких є окремим науковим завданням теорії автоматичного керування.

Модель хаотичного руху робота навколо цільових точок

Слід зазначити, що якщо один із роботів рухається, керуючись описаним вище методом потенціальних полів, то при наявності локальних мінімумів загального потенціалу може виникати неоднозначність умов керування, яка призводить або до зупинки робота в точці локального мінімуму, або до його переходу в хаотичний режим руху навколо двох або більшої кількості точок притягування.

Змодельємо ситуацію виникнення хаотичного руху робота навколо двох точок притягування. Проаналізуємо систему, в якій робот рухається під впливом потенціалу з двома симетричними мінімумами. Нехай дві цільові точки розташовані вздовж осі x з координатами $x = -a$ та $x = +a$, де $a > 0$. Обидві цілі мають однакові характеристики притягування, що створює подвійну потенціальну яму.

Сформуємо математичну модель такого потенціалу. Потенціал, який має два вказані симетричні мінімуми, описується формулою (15):

$$U(x) = \frac{\alpha}{2}(x^2 - a^2)^2, \quad (15)$$

де параметр $\alpha > 0$ задає глибину потенціальних ям. Цей потенціал має два мінімуми $x = \pm a$ та локальний максимум в точці $x = 0$.

Градієнт такого потенціалу із двома ямами визначається виразом:

$$\frac{dU}{dx} = \alpha(x^2 - a^2)x \quad (16)$$

Тоді рух робота, який керується методом потенціальних полів із градієнтним спуском, описується диференціальним рівнянням другого порядку (17), де для спрощення математичної моделі зовнішнє збурення внаслідок впливу інших роботів або зміни перешкод моделюється гармонійною функцією:

$$m\ddot{x} + d\dot{x} + \frac{dU}{dx}(x) = F \cos(\omega t) \quad (17)$$

де $d > 0$, коефіцієнт згасання, F та ω – відповідно амплітуда та циклічна частота зовнішнього впливу. Зовнішній вплив подібної форми може виникати, наприклад, якщо поблизу робота в групі рухаються один за одним ряд інших роботів із вищою швидкістю, кожен з яких по черзі “відштовхує”

даного робота. Підставивши градієнт потенціалу $\frac{dU}{dx}(x)$, отримаємо рівняння:

$$m\ddot{x} + d\dot{x} + \alpha(x^2 - a^2)x = F \cos(\omega t), \quad (18)$$

Для подальшого розв’язку рівняння (18) зручно перетворити в систему із двох диференціальних рівнянь першого порядку (19):

$$\begin{cases} \dot{x} = v \\ \dot{v} = \frac{-dv - \alpha(x^2 - a^2)x + F \cos(\omega t)}{m} \end{cases} \quad (19)$$

де $y = \begin{bmatrix} x \\ v \end{bmatrix}$ – вектор стану.

Тоді диференціальне рівняння можна подати в просторі станів у такій формі:

$$\dot{y} = f(y, t) = \begin{bmatrix} v \\ (-dv - \alpha(x^2 - a^2)x + F \cos(\omega t)) / m \end{bmatrix} \quad (20)$$

Диференціальні рівняння (20), які описують хаотичний рух, зазвичай не мають збіжного аналітичного розв’язку для хаотичних режимів, тому їх доцільно розв’язувати числовими методами. Розв’яжемо диференціальне рівняння траєкторії хаотичного руху робота числовим методом Рунге-Кутта 4-го порядку (21):

$$y(t + \Delta t) = y(t) + \frac{\Delta t}{6} (c_1 + 2c_2 + 2c_3 + c_4), \quad (21)$$

де c_1, c_2, c_3, c_4 - додаткові коефіцієнти для інтерполяції розв’язку, за формулами (22) – (25):

$$c_1 = f(y(t), t) \quad (22)$$

$$c_2 = f\left(y(t) + \frac{\Delta t}{2} c_1, t + \frac{\Delta t}{2}\right) \quad (23)$$

$$c_3 = f\left(y(t) + \frac{\Delta t}{2} c_2, t + \frac{\Delta t}{2}\right) \quad (24)$$

$$c_4 = f\left(y(t) + \Delta t c_3, t + \Delta t\right) \quad (25)$$

На початку розв'язку диференційного рівняння задаємо масу m , демпфування d , параметри потенціалу α, a , зовнішні умови F, ω , крок інтегрування Δt та початкові умови $x(0) = x_0, v(0) = v_0$. Далі виконуємо ініціалізацію стану $y(0) = [x_0; v_0]$ для моменту часу $t = 0$. Після ініціалізації з кожним наступним кроком розраховуємо коефіцієнти c_1, c_2, c_3, c_4 за вказаними формулами та оновлюємо значення $y(t + \Delta t)$. Вказані ітерації розв'язку диференційного рівняння повторюємо, поки не буде виконано умову зупинки алгоритму.

Отримані точки траєкторії робота в часі можуть здійснювати рух достатньо складної форми. Змінюючи параметри моделі d, α, F, ω можна спостерігати різні режими – від періодичних коливань до детермінованого хаосу.

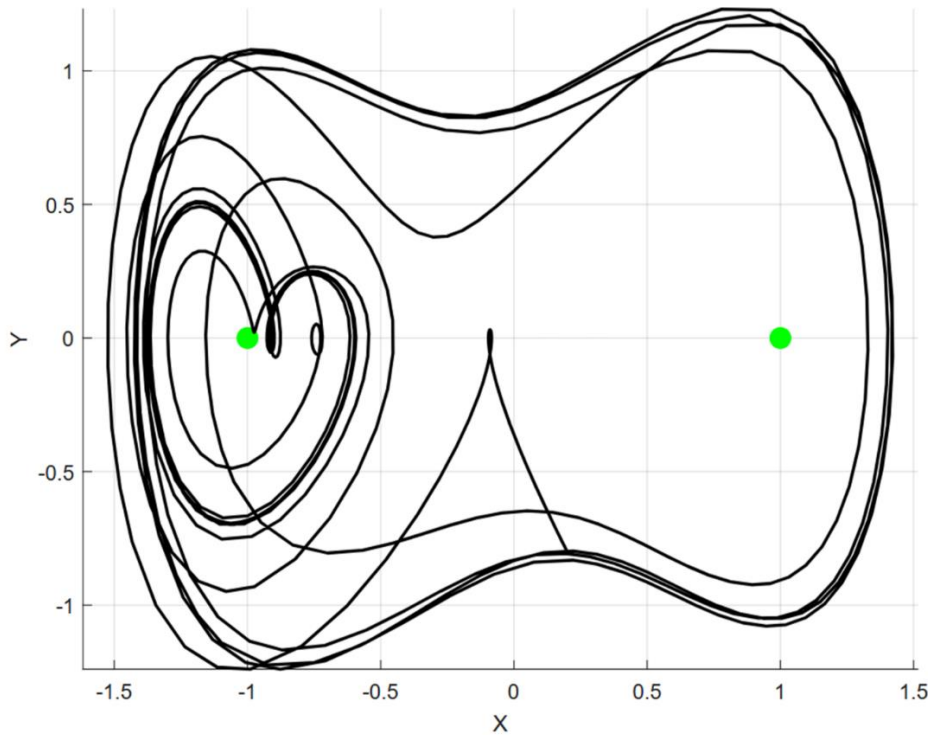


Рис. 2 Хаотична траєкторія робота у подвійній потенціальній ямі

Слід зазначити, що для отримання стійкої хаотичної траєкторії система повинна мати щонайменше дві потенціальні ями та достатню енергію від зовнішнього впливу (наприклад, від інших роботів), щоб переходити через потенціальний бар'єр. При великих тривалостях хаотичного руху зберігається висока чутливість до початкових умов, що є одним із основних факторів нестабільності руху такої групи роботів, яка може призводити до значних похибок та зниження загальної ефективності робототехнічної системи.

На практиці зовнішній вплив на робота від змінних в часі полів інших роботів, перешкод та цільових точок має достатню складну, псевдовипадкову або хаотичну форму. Тоді хаотична траєкторія робота може мати форму, складнішу, ніж зображена на рис. 2, але загальна закономірність зміни такого атрактора буде залежати переважно від потенціальних функцій найближчих цільових точок, тому аналіз вказаної траєкторії можна виконувати далі за методами, які ефективні для траєкторії з періодичним зовнішнім впливом, зображеної на рис. 2.

Метод автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритму самоорганізації з оцінкою рівня хаосу

З метою коригування траєкторії руху робота у групі, для уникнення переходу в хаотичний режим, необхідно оцінювати рівень хаосу на основі аналізу процесу відхилення траєкторії в реальному часі. При виконанні умов, що відповідають хаотичній формі траєкторії, необхідно здійснити керування параметрами системи для виходу з хаотичного режиму, змінюючи коефіцієнти рівнянь моделі та вводячи додаткові зміщення.

Розглянемо процес руху робота у потенціальному полі, яке має локальні мінімуми. Диференціальне рівняння руху робота (26) має вигляд:

$$m\ddot{x} + d\dot{x} + \frac{dU}{dx}(x, \delta) = F \cos(\omega t) \quad (26)$$

Для коригування траєкторії руху робота вводимо тимчасове додаткове зміщення (27) однієї з цільових точок (при умові, що робот ще не досягнув цієї цільової точки):

$$U(x, \delta) = \frac{\alpha}{2} [(x + a)^2 + (x - (a + \delta))^2] \quad (27)$$

де δ — невелика поправка до розташування другої цільової точки ($a > 0$, $\alpha > 0$).
Обчислимо похідну потенціалу (28):

$$\frac{dU}{dx}(x, \delta) = \alpha[(x + a) + (x - (a + \delta))] = \alpha(2x - \delta) \quad (28)$$

Таким чином, отримуємо рівняння руху (29):

$$m\ddot{x} + d\dot{x} + \alpha(2x - \delta) = F \cos(\omega t) \quad (29)$$

Сформуємо модель (30) у просторі станів:

$$\begin{cases} \dot{x} = v \\ \dot{v} = \frac{-dv - \alpha(2x - \delta) + F \cos(\omega t)}{m} \end{cases} \quad (30)$$

Для коригування траєкторії руху робота використовуємо адаптивне керування за показником Ляпунова. Максимальний показник Ляпунова λ_{\max} визначається чисельно, в процесі інтегрування. Якщо $\lambda_{\max} > 0$, то робот рухається хаотично, і тому необхідно коригувати параметри δ та d .

Адаптацію параметрів руху робота здійснюємо за правилами (31) та (32):

$$\dot{\delta} = -\mu_{\delta} \lambda_{\max} \quad (31)$$

$$\dot{d} = \mu_d \lambda_{\max} \quad (32)$$

де $\mu_{\delta}, \mu_d > 0$ — малі коефіцієнти адаптації.

З метою оцінки λ_{\max} розглянемо дві траєкторії, що розпочинаються у близьких точках: $x(0), v(0)$ та $x(0) + \tau, v(0)$. Нехай базова траєкторія описується вектором стану $y(t) = [x(t); v(t)]$, а додаткова

траєкторія – вектором $y_{\delta}(t) = [x_{\delta}(t); v_{\delta}(t)]$, де $x_{\delta}(0) = x(0) + \tau$. Нехай величина $|\delta y(t)| = |y_{\delta}(t) - y(t)|$ зростає за законом $e^{\lambda_{\max} t}$. Тоді отримуємо оцінку (33) показника λ_{\max} :

$$\lambda_{\max} \approx \frac{1}{t} \ln \frac{|y_{\delta}(t) - y(t)|}{\tau} \quad (33)$$

Таким чином, стан системи коригується за формулами (34) та (35):

$$x_{\delta}(t) = \tau \frac{x_{\delta}(t) - x(t)}{|x_{\delta}(t) - x(t)|} + x(t) \quad (34)$$

$$v_{\delta}(t) = \tau \frac{v_{\delta}(t) - v(t)}{|x_{\delta}(t) - x(t)|} + v(t) \quad (35)$$

Для числового інтегрування використовуємо метод Рунге-Кутта 4-го порядку. Вектор стану модифікованої системи описується виразом **Ошибка! Источник ссылки не найден.**

$$Y = [x; v; \delta; d]$$

Тоді елементи вектора стану **Ошибка! Источник ссылки не найден.** розраховуються за формулами (36) – **Ошибка! Источник ссылки не найден.**

$$f_x = v \quad (36)$$

$$f_v = \frac{-dv - \alpha(2x - \delta) + F \cos(\omega t)}{m} \quad (37)$$

$$f_{\delta} = -\mu_{\delta} \lambda_{\max} \quad (38)$$

$$f_d = \mu_d \lambda_{\max}$$

Далі виконуємо числове інтегрування ітеративно, з кожним кроком Δt за методом Рунге-Кутта четвертого порядку з коефіцієнтами **Ошибка! Источник ссылки не найден.** – (41):

$$c_1 = f(Y(t), t)$$

$$c_2 = f\left(Y(t) + \frac{\Delta t}{2} c_1, t + \frac{\Delta t}{2}\right) \quad (39)$$

$$c_3 = f\left(Y(t) + \frac{\Delta t}{2} c_2, t + \frac{\Delta t}{2}\right) \quad (40)$$

$$c_4 = f(Y(t) + \Delta t c_3, t + \Delta t) \quad (41)$$

Таким чином, розв'язок диференційного рівняння руху робота з коригуванням траєкторії описується ітеративним відображенням (42):

$$Y(t + \Delta t) = Y(t) + \frac{\Delta t}{6} (c_1 + 2c_2 + 2c_3 + c_4) \quad (42)$$

Аналогічно виконується інтегрування стану додаткової системи $[x_{\delta}; v_{\delta}]$ з тими самими визначеними параметрами $\delta(t), d(t)$.

Оновлення та перенормування λ_{\max} виконується кожні Δt_L сек. виконується за формулами (43) і (44):

$$\Delta x = x_o(t) - x(t), \quad (43)$$

$$\lambda_{\max}(t) = \frac{1}{t} \ln \frac{|\Delta x|}{T}. \quad (44)$$

В процесі коригування траєкторії руху робота показник λ_{\max} можна також усереднювати за декількома вимірюваннями, і далі виконувати додаткове нормування. Ітерації автоматизованого керування з коригуванням траєкторії повторюються до виходу з хаотичного режиму.

Траєкторію руху робота, отриману за розробленим методом автоматизованого керування на базі алгоритму самоорганізації з оцінкою рівня хаосу, зображено на рис. 3.

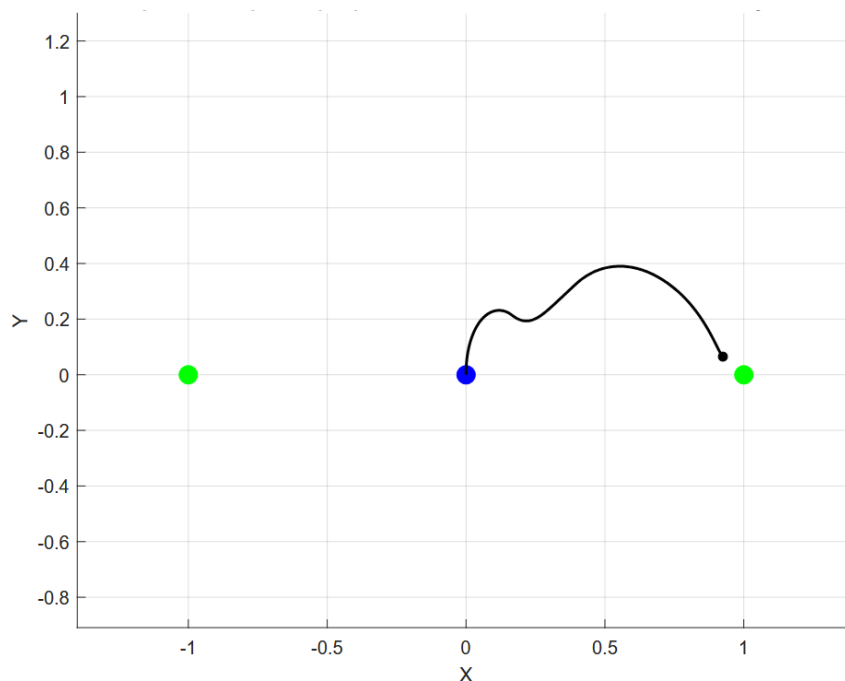


Рис. 3 Скоригована траєкторія робота

На рис. 3 зображено траєкторію руху робота, який розпочинає переходити у хаотичний режим (коливання поблизу синьої початкової точки), а далі траєкторія швидко коригується за розробленим методом на основі оцінки рівня хаосу, і робот наближається до цільової правої зеленої точки. Деяке спотворення траєкторії руху робота на рис. 3 присутнє внаслідок властивостей, притаманних методу потенціальних полів за умов наявності зовнішнього впливу на робота. Проте хаотичний режим руху не виникає, і робот наближається до цілі значно швидше та з меншими затратами енергії, ніж у випадку хаотичного руху навколо двох цільових точок.

ВИСНОВКИ З ПРОВЕДЕНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШОЇ РОБОТИ

Проведені теоретичні дослідження та числові експерименти свідчать про суттєві переваги методів автоматизованого керування рухом роботів на основі алгоритмів самоорганізації в умовах складного середовища з цільовими точками та перешкодами. Одним із найбільш актуальних та ефективних серед них є метод потенціальних полів, який дозволяє отримувати достатньо ефективні самоорганізовані системи з відносно невисокими обчислювальними затратами. Основною проблемою методу потенціальних полів є наявність локальних мінімумів, які можуть призводити до помилок та зростання вимог до обчислювальної потужності одного окремого робота внаслідок ускладнення траєкторії руху.

Метод потенціальних полів проаналізовано в даній роботі в умовах виникнення хаотичного руху робота між двома точками притягування. Досліджено процес переходу до хаотичної траєкторії та відзначено негативні наслідки зростання довжини шляху робота за такою траєкторією.

Запропоновано оцінку рівня хаотичності траєкторії робота на основі показника Ляпунова, що дозволяє розвивати метод коригування траєкторії кожного робота в реальному часі при дотриманні загальних вимог до характеристик групового руху.

На основі результатів проведеного аналізу розроблено метод автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритму самоорганізації з оцінкою рівня хаосу, що дозволяє виконувати коригування траєкторії руху робота в реальному часі з метою уникнення неефективних хаотичних форм шляху робота. Розроблений метод автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритму самоорганізації з оцінкою рівня хаосу показує значне покращення характеристик траєкторії робота, що виявляється у відсутності хаотичного руху та досягненні цільової точки за набагато коротший період часу.

Література

- [1] F. Arvin, A. E. Turgut, S. Yue, State-of-the-Art Flocking Strategies for the Collective Motion of Multi-Robot Systems, *Machines*, vol. 12, no. 10, p. 739, October 2024.
- [2] M. Dorigo, M. Birattari, M. Brambilla, Swarm Robotics: Past, Present, and Future [Point of View], *Proceedings of the IEEE*, vol. 109, no. 7, pp. 1152–1165, July 2021.
- [3] A. E. Turgut, H. Çelikkanat, F. Gökçe, E. Şahin, Self-organized flocking in mobile robot swarms, *Swarm Intelligence*, vol. 2, no. 2–4, pp. 97–120, December 2008.
- [4] M. Brambilla, E. Ferrante, M. Birattari, and M. Dorigo, Swarm Robotics: A Review from the Swarm Engineering Perspective, *Swarm Intelligence*, vol. 7, no. 1, pp. 1–41, March 2013.
- [5] J. J. Cetina-Denis, R. M. López-Gutiérrez, C. Cruz-Hernández, and A. Arellano-Delgado, Design of a Chaotic Trajectory Generator Algorithm for Mobile Robots, *Applied Sciences*, vol. 12, no. 5, p. 2587, March 2022.
- [6] S. S. Ge and Y. J. Cui, Dynamic Motion Planning for Mobile Robots Using Potential Field Method, *Autonomous Robots*, vol. 13, pp. 207–222, November 2002.
- [7] W. Chen, X. Wu, and Y. Lu, An Improved Path Planning Method Based on Artificial Potential Field for a Mobile Robot, *Cybernetics and Information Technologies*, vol. 15, no. 2, pp. 181–191, June 2015.
- [8] M. S. Couceiro, P. A. Vargas, R. P. Rocha, and N. M. F. Ferreira, Chaotic Path Planning for Multirobot Systems, *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, vol. 12, no. 3, pp. 559–563, July 2015.
- [9] R. Dreyfus, J. Baudry, M. L. Roper, M. Fermigier, H. A. Stone, Microscopic artificial swimmers, *Nature*, vol. 437, no. 7060, pp. 862–865, October 2005.
- [10] M. Koleoso, X. Feng, Y. Xue, Q. Li, T. Munshi, Micro/Nanoscale magnetic robots for biomedical applications, *Materials Today Bio*, vol. 6, p. 100046, March 2020.
- [11] H. Xin, N. Zhao, Yu. Wang, Xi. Zhao, T. Pan, Optically Controlled Living Micromotors for the Manipulation and Disruption of Biological Targets, *Nano Letters*, vol. 19, no. 11, pp. 7178–7185, November 2019.
- [12] S. Palagi, A. G. Mark, Sh. Reigh, K. Melde, T. Qiu, Structured light enables biomimetic swimming and versatile locomotion of photoresponsive soft microrobots, *Nature Materials*, vol. 15, no. 6, pp. 647–653, June 2016.
- [13] M. Soullignac and P. Taillibert, Fast Trajectory Planning for Multiple Site Surveillance Through Moving Obstacles and Wind, *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 59, no. 10, pp. 772–781, October 2011.
- [14] N. Aspragathos and G. Dimitros, Collision Planner - A Probabilistic Single Stage Smooth Path Planner for Mobile Robots, *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 59, no. 10, pp. 801–809, October 2011.
- [15] F. Karray and C. Silva, A Novel Approach to Path Planning for Autonomous Mobile Robots, *Control and Intelligent Systems*, vol. 39, no. 2, pp. 83–90, 2011.
- [16] L. V. Nguyen, Swarm Intelligence-Based Multi-Robotics: A Comprehensive Review, *AppliedMath*, vol. 4, no. 4, p. 64, October 2024.
- [17] E. Bray R. Groß, Recent Developments in Self-Assembling Multi-Robot Systems, *Current Robotics Reports*, vol. 4, pp. 101–116, November
- [18] M. Rubenstein, A. Cornejo, R. Nagpal, Programmable self-assembly in a thousand-robot swarm, *Science*, vol. 345, no. 6198, pp. 795–799, August 2014.
- [19] M. Kaynak, A. Ozelik, A. Nourhani, P. E. Lammert, V. H. Crespi, Acoustic actuation of bioinspired microswimmers, *Lab on a Chip*, vol. 20, no. 14, pp. 2755–2765, July 2020.
- [20] I. Zasornova, T. Hovorushchenko, M. Fedula, A. Hnatchuk. An information technology for joint decision making in machine embroidery with means of augmented reality. *CEUR-WS*. 2024. Vol. 3736. Pp. 93-111.
- [21] J. Meiss, "Dynamical Systems," *Scholarpedia*, vol. 2, no. 2, p. 1629, 2007.
- [22] R. D. Beer, "Biologically Inspired Robotics," *Scholarpedia*, vol. 4, no. 4, p. 1531, 2009.

- [23] M. Dorigo, M. Birattari, and M. Brambilla, Swarm Robotics: Past, Present, and Future [Point of View], Proceedings of the IEEE, vol. 109, no. 7, pp. 1152–1165, July 2021.
- [24] M. Rubenstein, A. Cornejo, and R. Nagpal, Programmable Self-Assembly in a Thousand-Robot Swarm, Science, vol. 345, no. 6198, pp. 795–799, August 2014.
- [25] Martynyuk V.V. The Analysis of Periodic Signal Detection Method Based on Duffing System Chaotic Dynamics // V.V. Martynyuk, Ye.V. Havrylko, J.M. Boiko, M.V. Fedula // Visnyk NTUU KPI Seria – Radiotekhnika Radioaparotobuduvannia, 2018, Iss. 73, pp. 5–10.
- [26] F. Kamil, Robotic Motion Planning in Unknown Dynamic Environments: Existing Approaches and Challenges, International Journal of Advanced Robotic Systems, vol. 14, no. 3, pp. 1–15, 2017.

References

- [1] F. Arvin, A. E. Turgut, S. Yue, State-of-the-Art Flocking Strategies for the Collective Motion of Multi-Robot Systems, Machines, vol. 12, no. 10, p. 739, October 2024.
- [2] L. V. Nguyen, Swarm Intelligence-Based Multi-Robotics: A Comprehensive Review, AppliedMath, vol. 4, no. 4, p. 64, October 2024.
- [3] E. Bray R. Groß, Recent Developments in Self-Assembling Multi-Robot Systems, Current Robotics Reports, vol. 4, pp. 101–116, November
- [4] M. Dorigo, M. Birattari, M. Brambilla, Swarm Robotics: Past, Present, and Future [Point of View], Proceedings of the IEEE, vol. 109, no. 7, pp. 1152–1165, July 2021.
- [5] M. Rubenstein, A. Cornejo, R. Nagpal, Programmable self-assembly in a thousand-robot swarm, Science, vol. 345, no. 6198, pp. 795–799, August 2014.
- [6] A. E. Turgut, H. Çelikkanat, F. Gökçe, E. Şahin, Self-organized flocking in mobile robot swarms, Swarm Intelligence, vol. 2, no. 2–4, pp. 97–120, December 2008.
- [7] R. Dreyfus, J. Baudry, M. L. Roper, M. Fermigier, H. A. Stone, Microscopic artificial swimmers, Nature, vol. 437, no. 7060, pp. 862–865, October 2005.
- [8] M. Koleoso, X. Feng, Y. Xue, Q. Li, T. Munshi, Micro/Nanoscale magnetic robots for biomedical applications, Materials Today Bio, vol. 6, p. 100046, March 2020.
- [9] M. Kaynak, A. Ozcelik, A. Nourhani, P. E. Lammert, V. H. Crespi, Acoustic actuation of bioinspired microswimmers, Lab on a Chip, vol. 20, no. 14, pp. 2755–2765, July 2020.
- [10] I. Zasnornova, T. Hovorushchenko, M. Fedula, A. Hnatchuk. An information technology for joint decision making in machine embroidery with means of augmented reality. CEUR-WS. 2024. Vol. 3736. Pp. 93-111.
- [11] H. Xin, N. Zhao, Yu. Wang, Xi. Zhao, T. Pan, Optically Controlled Living Micromotors for the Manipulation and Disruption of Biological Targets, Nano Letters, vol. 19, no. 11, pp. 7178–7185, November 2019.
- [12] S. Palagi, A. G. Mark, Sh. Reigh, K. Melde, T. Qiu, Structured light enables biomimetic swimming and versatile locomotion of photoresponsive soft microrobots, Nature Materials, vol. 15, no. 6, pp. 647–653, June 2016.
- [13] J. Meiss, "Dynamical Systems," Scholarpedia, vol. 2, no. 2, p. 1629, 2007.
- [14] R. D. Beer, "Biologically Inspired Robotics," Scholarpedia, vol. 4, no. 4, p. 1531, 2009.
- [15] J. J. Cetina-Denis, R. M. López-Gutiérrez, C. Cruz-Hernández, and A. Arellano-Delgado, Design of a Chaotic Trajectory Generator Algorithm for Mobile Robots, Applied Sciences, vol. 12, no. 5, p. 2587, March 2022.
- [16] S. S. Ge and Y. J. Cui, Dynamic Motion Planning for Mobile Robots Using Potential Field Method, Autonomous Robots, vol. 13, pp. 207–222, November 2002.
- [17] W. Chen, X. Wu, and Y. Lu, An Improved Path Planning Method Based on Artificial Potential Field for a Mobile Robot, Cybernetics and Information Technologies, vol. 15, no. 2, pp. 181–191, June 2015.
- [18] M. Dorigo, M. Birattari, and M. Brambilla, Swarm Robotics: Past, Present, and Future [Point of View], Proceedings of the IEEE, vol. 109, no. 7, pp. 1152–1165, July 2021.
- [19] M. Brambilla, E. Ferrante, M. Birattari, and M. Dorigo, Swarm Robotics: A Review from the Swarm Engineering Perspective, Swarm Intelligence, vol. 7, no. 1, pp. 1–41, March 2013.
- [20] M. Rubenstein, A. Cornejo, and R. Nagpal, Programmable Self-Assembly in a Thousand-Robot Swarm, Science, vol. 345, no. 6198, pp. 795–799, August 2014.
- [21] Martynyuk V.V. The Analysis of Periodic Signal Detection Method Based on Duffing System Chaotic Dynamics // V.V. Martynyuk, Ye.V. Havrylko, J.M. Boiko, M.V. Fedula // Visnyk NTUU KPI Seria – Radiotekhnika Radioaparotobuduvannia, 2018, Iss. 73, pp. 5–10.
- [22] M. Soullignac and P. Taillibert, Fast Trajectory Planning for Multiple Site Surveillance Through Moving Obstacles and Wind, Robotics and Autonomous Systems, vol. 59, no. 10, pp. 772–781, October 2011.
- [23] N. Aspragathos and G. Dimitros, Collision Planner - A Probabilistic Single Stage Smooth Path Planner for Mobile Robots, Robotics and Autonomous Systems, vol. 59, no. 10, pp. 801–809, October 2011.
- [24] F. Karray and C. Silva, A Novel Approach to Path Planning for Autonomous Mobile Robots, Control and Intelligent Systems, vol. 39, no. 2, pp. 83–90, 2011.
- [25] F. Kamil, Robotic Motion Planning in Unknown Dynamic Environments: Existing Approaches and Challenges, International Journal of Advanced Robotic Systems, vol. 14, no. 3, pp. 1–15, 2017.
- [26] M. S. Couceiro, P. A. Vargas, R. P. Rocha, and N. M. F. Ferreira, Chaotic Path Planning for Multirobot Systems, IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, vol. 12, no. 3, pp. 559–563, July 2015.

Завідувачу кафедри АКІТтаР
д-ру техн. наук, проф. Мартинюку В.В.

Гусаченко Микола Сергійович

ІІБ здобувача вищої освіти

ФІТ, 2 курс, групи АКІТРм-23-1

ЗАЯВА

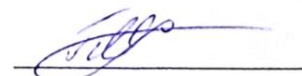
З правилами чинного Положення «Про систему забезпечення академічної доброчесності у Хмельницькому національному університеті» від 01.07.2022, згідно з яким виявлення плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту та застосування заходів дисциплінарної та академічної відповідальності, ознайомлений (а). Про використання програмно-технічних засобів для перевірки кваліфікаційних робіт здобувачів вищої освіти на наявність плагіату ознайомлений(а) та надаю свою згоду на обробку та збереження університетом моєї роботи в інституційному репозитарії університету.

Також надаю університету право на передачу моєї роботи для обробки та збереження в базах даних програмно-технічних засобів (StrikePlagiarism та Anti-Plagiarism) та використання роботи для виявлення плагіату в інших роботах, які перевіряються програмно-технічними засобами та користувачами, що мають доступ до цих програмно-технічних засобів, виключно в обмежених цілях для виявлення плагіату в текстах робіт.

Робота для перевірки університетом надається в друкованому та електронному варіанті. Електронна версія моєї роботи збігається (ідентична) з друкованою.

20.12.2024

дата



підпис

РЕЦЕНЗІЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Дипломник: Гусаченко Микола Сергійович

Тема: Метод децентралізації автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритму самоорганізованих груп

Спеціальність: 174 «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка»

Обсяг кваліфікаційної роботи:

Кількість сторінок записки 100

1. Короткий зміст роботи та прийнятих рішень: Метою роботи є розроблення методу децентралізації автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритму самоорганізованих груп.

2. Висновок про відповідність роботи дипломному завданню: Робота повністю відповідає поставленому завданню

3. Характеристика виконання кожного розділу, ступінь використання останніх досягнень науки і техніки і передових методів роботи: У першому розділі виконано аналітичний огляд відомих методів та алгоритмів автоматизованого керування рухом роботів на базі процесів самоорганізації. Встановлено актуальність методу потенціальних полів у сфері самоорганізованого керування рухом груп роботів. Визначено основні недоліки класичного методу потенціальних полів, пов'язані із наявністю локальних мінімумів, що можуть призводити до некоректних зупинок та хаотичного руху роботів. У другому розділі виконано аналіз рівня хаосу для траєкторій самоорганізованого руху роботів в умовах наявності багатьох цільових точок притягування на основі розрахунку показників Ляпунова. Побудовано математичну модель процесу автоматизованого керування самоорганізованим рухом роботів із корекцією для запобігання виникненню хаотичних траєкторій між різними цільовими точками в умовах взаємного впливу роботів у групі. У третьому розділі розроблено метод децентралізації автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритму самоорганізованих груп із коригуванням траєкторій з оцінкою рівня хаосу в реальному часі за показниками Ляпунова. У четвертому розділі виконано дослідження процесу автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритму самоорганізованих груп із коригуванням траєкторій за оцінкою рівня хаосу.

4. Позитивні сторони роботи: наукова новизна та висока практична цінність роботи.

5. Негативні сторони роботи: у роботі недостатньо уваги надано імітаційному моделюванню в процесі дослідження характеристик розробленого методу самоорганізованого керування

6. Оцінка графічного оформлення та пояснювальної записки роботи: Пояснювальна записка оформлена коректно, згідно діючих стандартів оформлення документації

7. Відгук про роботу в цілому: Робота виконана на належному науково-технічному рівні.

8. Інші зауваження: відсутні

9. Оцінка дипломної роботи: добре (4/В)

Рецензент (прізвище, ім'я, по батькові, посада, місце роботи) _____

Підченко Сергій Костянтинович, д.т.н., проф., кафедра ТМІТ

«20» грудня 2024 р.

 (підпис)

Протокол аналізу звіту подібності науковим керівником

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був згенерований Системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи:

Автор: Микола ГУСАЧЕНКО

Співавтор:

Назва: МКР Гусаченко

Науковий керівник: Микола ФЕДУЛА

Відділ: Кафедра автоматизації, комп'ютерно-інтегрованих технологій та робототехніки

Коефіцієнт подібності 1: 5.1%

Коефіцієнт подібності 2: 1.5%

Мікропробіли: 4

Заміна букв: 13

Інтервали: 0

Білі знаки: 1

Дата створення звіту: 2024-12-20 15:13:36.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

Виявлено запозичення і плагіат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укріплення плагіату, які роблять роботу невідповідною вимогам законодавства (Ст. 32. ЗУ Про вищу освіту, пункт 3.1, Ст. 42. ЗУ Про освіту) та вимог НАЗЯВО (Критерій 5), а також кодексу етики і процедур. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2024-12-20

Дата


експерт



Anti-Plagiarism v-15.257

Максимальне співпадіння з одним документом 1.0%

Словники перевірки: en_US, ru_RU, ua_UA. Помилки в документах: 11%

ID: 161834 Назва: МКР Метод метод децентралізації автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритму самоорганізованих груп Додано в БД: 2024-12-20 Автора: Микола ГУСАЧЕНКО Керівники: Микола ФЕДУЛА Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	114584	1734	2141 (2%)	28 (2%)

Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

**РІШЕННЯ ЕКСПЕРНОЇ КОМІСІЇ
КАФЕДРИ АВТОМАТИЗАЦІЇ, КОМП'ЮТЕРНО-ІНТЕГРОВАНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ТА
РОБОТОТЕХНІКИ
ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ**

Підтверджуюмо ознайомлення з результатом звіту подібності щодо роботи, генерованого системою виявлення текстових збігів/ідентичності/схожості:

Назва: Метод децентралізації автоматизованого керування рухом роботів на базі алгоритму самоорганізованих груп

Автор: Гусаченко Микола Сергійович

Спеціальність: 174 – Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка

Освітня програма: Освітньо-професійна програма «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка»

Науковий керівник: Федула Микола Васильович, к.т.н., доцент кафедри АКІТтаР

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом. Робота приймається до захисту.	відповідає
2	Виявлені запозичення не є плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданій поставленою метою роботи. Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована. Відкоригований варіант має бути поданий на кафедру за 2 дні до захисту, разом із заявою щодо самостійності виконання письмової роботи та ідентичності друкованої й електронної версії роботи	
3	Виявлені запозичення не є плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданій поставленою метою роботи. В зв'язку з цим мета роботи та поставлені завдання не були досягнені. Робота може бути допущена до захисту (наступного року) після того, як буде відкоригована та допрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	
5	Інше:	

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом, оскільки:

1) у тексті кваліфікаційної роботи системами перевірки на плагіат виявлено схожість з деякими документами в частині загальноживаних обов'язкових словосполучень у стандартних бланках (титулка, відомість документів), у структурі змісту, назвах розділів/підрозділів тощо, у назвах публікацій у переліку джерел посилання;

2) усі запозичення є фрагментарними або мають належним чином оформленні посилання;

3) виявлені модифікації тексту не впливають на відсоток схожості.

Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів ідентичності/схожості, складає 5.1% і адресується до 49 джерел, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру теми і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

Завідувач кафедри

Гарант освітньої програми

Керівник кваліфікаційної роботи



Валерій МАРТИНЮК

Валерій МАРТИНЮК

Микола ФЕДУЛА