



ТЕХНИЧЕСКИ УНИВЕРСИТЕТ – СОФИЯ
Факултет Компютърни Системи и Технологии
Катедра „Информационни технологии в индустрията“

Маг. Антуан Христов Ангелов

Тема:

**ИЗСЛЕДВАНЕ ПРИЛОЖЕНИЕТО НА ОПТИМИЗАЦИОННИ
МОДЕЛИ ЗА НАВИГАЦИЯ ПРИ ГРУПА МОБИЛНИ РОБОТИ**

А В Т О Р Е Ф Е Р А Т

на дисертация за придобиване на образователна и научна степен
"ДОКТОР"

Област: 5. Технически науки

Професионално направление 5.3. : “Комуникационна и компютърна
техника”

Научна специалност: „Системи с изкуствен интелект”

Научни ръководители: проф. д-р инж. Румен Иванов Трифонов
проф. д-р инж. Огнян Наков Наков

СОФИЯ, 2024 г.

Дисертационният труд е обсъден и насочен за защита от Катедрения съвет на катедра „ИТИ“ към Факултет „Компютърни Системи и Технологии“ на ТУ-София на редовно заседание, проведено на 6.11.2012 г.

Публичната защита на дисертационния труд ще се състои 27.02.2024 от 13 часа в Конферентната зала на БИЦ на Технически университет – София на открито заседание на научното жури, определено със заповед №: ОЖ-5.3-67 от 28.11.2023 г. на Ректора на ТУ-София в състав:

1. доц. д-р Валентин Христов– председател
2. доц. д-р Галя Павлова– научен секретар
3. проф. д-р Емил Йончев
4. проф. д-р Александър Бекярски
5. доц. д-р Иван Чавдаров

Рецензенти:

1. доц. д-р Иван Чавдаров
2. доц. д-р Галя Павлова

Материалите по защитата са на разположение на интересуващите се в канцеларията на Факултет „Компютърни Системи и Технологии“ на ТУ-София, блок 1, кабинет № 1443А.

Дисертантът е задочен докторант към катедра „Информационни технологии в индустрията“ на факултет „Компютърни Системи и Технологии“. Изследванията по дисертационната разработка са направени от автора, като някои от тях са подкрепени от научноизследователски проекти.

Автор: маг. Антуан Христо Ангелов

Заглавие: „Изследване приложението на оптимизационни модели за навигация при група мобилни роботи“ в Тираж: 30 броя

Отпечатано в ИПК на Технически университет – София

I. ОБЩА ХАРАКТЕРИСТИКА НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД

Актуалност на проблема

Едно от изначалните условия в роботиката е да има осигуряване на предсказуемост при планиране на движението и добро познаване на позицията на робота в реално време. Разбира се възможността за локализиране на МР в околната среда е необходимо приоритетно условие за реализиране на работното му задание и в дисертацията се приема за даденост наличието на прецизна локализация, която посочва конкретна моментна позиция на МР. И тъй като има много проучвания в областта на локализацията, смятаме, че именно планиране на оптимизираното и безаварийно придвижването, така че да се избягват възможните инциденти и да се използва опита на отделния индивидуален робот във всеки един момент би могло да има по-голям принос.

В резултат на направения обзор могат да се формулират група проблеми които да бъдат заложили като цели на дисертационния труд, а самите цели да се разбият на задачи, решението на които да доведат до постигане на поставените цели. Както видяхме се налага да планираме движенията в групата работи така, че разположението винаги да е благоприятно за изпълнение на конкретната задача както и избягваме инциденти при навигацията и да поддържаме ниска грешка при отчитането на всяка позиция на МР.

Цел на дисертационния труд, основни задачи и методи за изследване

Целта на дисертацията е да се направи изследване на оптимизационни методи, алгоритми и системи от ИИ за управление на траекторията и движението при група мобилни работи. Провеждането на тези изследвания трябва да допринесе за развитието на УНМР, като подобри и разшири система за навигация, която да се използва при мобилните работи. В тази връзка резултатите и направените изводи ще са основа за предлагане на оптимизации и подобрене на вече съществуващи алгоритми свързани с ориентация, координация и придвижване в затворени пространства и избягване на препятствия и поведение на МР в група. Крайната цел е да бъде предложен модел - алгоритъм за децентрализирано планиране на траекторията (т.н. „планировчик“) и избягване на препятствия от роботите с помощта на т.н. „невронна карта“ с подобрена НМХ.

Във връзка с основната цел са формулирани следните изследователски задачи в дисертацията:

- Анализ на настоящото състояние на научните изследвания и проблемите в областта на УНМБ в условията на непозната среда и колективна работа в екип;
- Изследване на методи за подобряване на планиране на процеса на навигация при голям брой мобилните колаборативни работи;
- Разработване и предлагане на метод за управление на множество от МР в условия на работа в екип и коопериране, на основата, на който ще се разработи софтуерна автономна система за динамично планиране на пътя (решаване на навигационна задача в реално време) с избягване на сблъсъци в затворено пространство;

- Създаване на виртуална постановка с разработения алгоритъм за движение на МР и провеждане на реални експерименти и визуализиране на резултатите от проведените изследвания и разработки в реално време;

- Предлагане на актуална компютърна стимулационна навигационна платформа даваща възможност за експериментиране и потвърждаване на аналитично изведените модели за навигация и съпътстващите и закономерности.

За да може успешно да се реализира целта ще бъдат използвани мулти-агентни технологии от изкуствения интелект с възможност за самообучение на база опит споделяне между роботи в условия на вътрешна непозната и неструктурирана среда. За оптимизация на движението, координиране и позициониране на роботите ще бъдат използвани методи от ИИ, които ще са база за създаване на софтуерната автономна навигационна система (САНС), която действа самостоятелно и в реално време чрез алгоритъм на модифицирана НМХ предложен в Глава 2.

Научна новост

Развитието на роботиката в последното десетилетие налага и необходимостта от създаване на нови подходи за решаване на проблема с груповия контрол чрез модерни мулти-агенти системи, които да предложат прогнозируемост и предсказуемост на навигационната динамика от начало до края на поставената задача. Вземането на решения в реално време трябва да става чрез количествени критерии коригирани с общото групово поведение. Това означава, че процеса на навигация за всеки агент, ще включва получаване информация в реално време под формата на данни от други контролирани процеси и от други участници и е в състояние да влияе чрез управлението на тези процеси, допринасяйки за постигането на поставената цел. Ето защо в дисертацията се предлага актуално решение и ще си постави за цел намаляването на грешките при изпълнението на задание от групи агенти.

Практическа приложимост

Създадената по време на работа система за планиране и навигация има перспективи за по-нататъшно развитие, а разработените техники позволяват изграждането на подобни системи за почти всички софтуерни и хардуерни платформи на бордови информационни и контролни системи при управлението на група МР.

- Представени са архитектура и алгоритми за работа на системата за планиране, като са взети предвид особеностите на движението на агент от групата МР в условия на динамично променящо се работно пространство и информационна недостатъчност;

- Разгледана е възможността за решаване на навигационни задачи при разпределени цели и децентрализирано и хибридно управление на определените групи роботи, благодарение на симулационната среда чрез, която се анализират резултатите на един или друг робот по отношение на критериите за оценка на ефективността на избора предварително път до целта;

- Приложен е метод за синтезиране на система за планиране на траекторията на група МР за базата на универсален софтуерен модел, който осигурява изграждането на траектории на движение с отчитане на зададените правила. Въз основа на представените правила за взаимодействие е получен метод за синтезиране на траектории, който намалява времето на движение до 10%;

- Проведени са експерименти с моделиране на модифицираната неврона мрежа Хопфийлд, в резултат на което е установено, че средната продължителност на цикъла

на активиране е намален до 1,5–2,5 пъти, а броят на циклите, необходими за формиране на невронна карта, са намалени с 1,3–3 пъти (в зависимост от конфигурацията на работното пространство) поради използването на частична активация на невроните в НК (частичната корекция на картата);

- Приложена е модификация на математическия модел на мрежата, чрез замяна на функцията на активиране на невроните и условието за конвергенция на мрежата, при което софтуерното моделиране на система за планиране на траектория за един робот-агент с езика „python“, демонстрира възможност да се достигне теоретично до 20% допълнителна оптимизация във времето за изпълнение на алгоритъма при повишаване на броят процесори в системата.

Апробация

Апробация на резултатите са извършени под формата на доклади на следните международни конференции и списания:

1. *BCI'19: Proceedings of the 9th Balkan Conference on Informatics. September 2019;*
2. *30 Sept.-2 Oct. 2021, Varna. International Conference Automatics and Informatics (ICAI);*
3. *28th National Conference with International Participation (TELECOM). 29-30 Oct. 2020;*
4. *9th International Scientific Conference, CS-20: International Scientific Conference Computer Science'2020, 18-21 October, 2020;*
5. *Computer and communications engineering, Vol. 15, No. 1/2021.*

Публикации

Резултати от дисертацията са представени в 5 публикации, списък, на които е приложен в края на автореферата.

Структура и обем на дисертационния труд

Дисертационният труд е в обем от **126** страници, като включва увод, **3** глави за решаване на формулираните основни задачи, списък на основните приноси, списък на публикациите по дисертацията и използвана литература. Цитирани са общо **112** литературни източници, като **112** са на латиница. Работата включва общо **43** фигури и **13** таблици. Номерата на фигурите и таблиците в автореферата съответстват на тези в дисертационния труд.

II. СЪДЪРЖАНИЕ НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД

ГЛАВА 1. ЛИТЕРАТУРЕН ОБЗОР. ВЪВЕДЕНИЕ И ПОСТАНОВКА НА ЗАДАЧАТА

1.1. Въведение

В съвременният свят робота (роботизираната система) представлява сложна махано-електрическа система, състояща се както от електроника, пневматика, специализирани механични задвижвания, така и от високотехнологична конструкция с

множество предавки, различни манипулационни приспособления, програмно осигуряване, средства за наблюдение и комуникация и т.н. В този смисъл роботите са типични мехатронни системи с пълен набор от съставлящите ги елементи [24, 25]:

а/ Конструкция - тип механизъм за придвижване, задвижване с отворена/затворена кинематична структура за изпълняването на специфични цели;

б/ Изпълнителен механизъм – по определен закон отделните звена на механизма се задвижва, като преместват работния орган в зададена точка;

в/ Управляваща (навигационна и др.) и комуникационна система. При управлението на работата непрекъснато постъпват данни за състоянието на роботизираната система от заобикалящата го среда (работно пространство).

1.1.2. Навигацията и управлението на движението при група МР

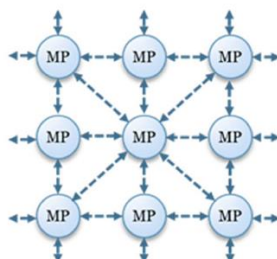
Кооперативните работи са такива работещи в условия на екип от n -бр., които изпълняват цели в едно общ работно пространство и често имат една и съща навигационна цел. Такива работи са в обхвата на изследването в дисертацията. Ако приемем, че работното пространство на мобилните работи "С" е средата, в която те работят следва да има задача за планиране на маршрут и планиране на движение на група МР. Маршрутът е представен като непрекъсната крива в работното пространство променяно във времето оформя траектория, с помощта, на която е възможно да се изчислят скоростите и ускоренията на МР, а намирането му се нарича траектория или планиране на движение. Самата системата за УДНМР включва: модул за управление на навигацията на мобилния робот включително неговата локализация в пространството, както и модул за координиране на поведението на работата при промяна на топологията на групата и заобикалящата го среда. В тези условия на коопериране между МР, комуникационна система при управлението на групата от мобилни работи и днес остава най-критичната част от хардуера. Протокола за комуникация трябва да бъде съобразен с факта, че данни за сензорите трябва да бъде споделена в реално време с всички останалите както и контролният център [AARTON2021]. В реално време трябва да се реагира, променя и адаптира, което налага да се внедри система за контрол и синтез на навигацията, управлявана от събития (event-driven) и комуникация в реално време [AARTON2021].

1.1.3. Подходи при решаване проблема с груповия контрол на МР

Мултиагентната система е съставена от агенти, където в повечето случаи тези агенти са изчислителни процеси (агентите могат да бъдат разпределени на различни компютри), но те също могат да бъдат робот, човек и т.н. В такава хипотеза попада и проектирането на навигационни алгоритми за решаването на проблема с груповия контрол. За изпълнението на алгоритмите за управление на ГМР се налага изискване всеки робот да действа координирано в реално време, което предполага използването на сигурни безжични комуникации [AARTON2019]. В момента за управление на групи работи се предлага да се използват три основни архитектури за система за управление (СУ)[43]: централизиран, децентрализиран и хибриден.

Един от обещаващите подходи за премахване на тези ограничения е децентрализираният подход, който ще бъде подход при изследването. Архитектурата на децентрализирана СУ предполага разпределението на функциите за управление, движение и координация между членове на групата, т.е. всеки МР може да взема

решения самостоятелно, като обменя информация с други членове на групата за постигане на обща цел (Фигура 1-2).



Фиг. 1-2 Схема на децентрализирано управление при МР в група с многоканалност, специфичен протокол на комуникация

Основната характеристика на децентрализираната система е възможността за мащабируемост на изчислителните й ресурси (по аналогия с клъстерните изчислителни системи). Така децентрализираното управление има следните предимства:

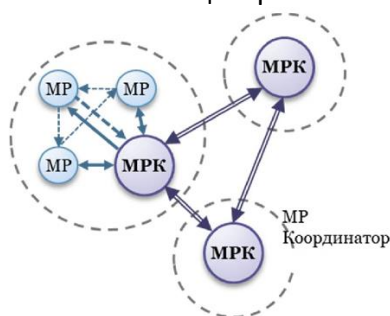
а/ производителността на всеки отделен изчислителен възел при децентрализирана мрежа е обект на по-малко изисквания за производителност в сравнение с централизирана система;

б/ всеки отделен агент в групата може да взаимодейства само с най-близките членове на групата, като същевременно обменя и по-малко количество информация [AARTON2021].

в/ осигурява се висока надеждност на системата, т.е. провал на отделен робот (изчислителен възел) не води до неработоспособност на цялата група.

Децентрализираният подход обаче има и своите недостатъци, които са свързани с факта, че в рамките на поведенческия модел, когато всеки член на екипа може самостоятелно да взема решения, се изисква също така да се осигури високо „интелектуално ниво“ на ниво всеки агент.

За преодоляване на редица трудности, които възникват при изграждането на децентрализирана система на управление, е възможно да се използва хибриден мулти-агентен подход за управление на група роботи[90]. Същността на този подход се състои във факта, че синтезът на плана за действие за постигане на обща цел, както и координацията на взаимодействието на агентите в група, се извършва с помощта на специални „координиращи агенти“ (Фигура 1-3). Координиращия агент може да бъде отделно звено обособено извън МР – като централен блок или система за управление.



Фиг. 1-3 Схема на хибридно управление и комуникация при МР в група с „координиращи агенти“ [AARTON2021].

1.2. Навигационни модели използвани при УДМР

Планирането на най-кратките маршрути за агентите се извършва с помощта на специализирани алгоритми за търсене на траектории, базирани както на класически

изчислителни методи, така и на усъвършенствани интелектуални подходи и техники от ИИ, които се представят по долу. Може моделите да разделим на класически т.н. базови алгоритми за търсене (алгоритъмът на „Дейкстра“, търсене в дълбочина, „А*“ или др. класически подходи), така и на новите тенденции с интелигентни алгоритми, базирани на невронни мрежи (НМ), размити множества, стохастични и генетични алгоритми. По-долу се предоставя кратък преглед на *основните подходи за навигация* на роботи. Повечето от подходите се занимават основно с проблема на планирането на пътя и избягването на появилите се препятствия. В общия случай се предпочита да се разглеждат като подходи за навигация, тъй като това е общият проблем, който се опитват да разрешават.

Условно тези подходите за намиране на път могат да бъдат разделени на 3 групи:

- алгоритми за просто избягване на препятствия;
- методи за намиране на път по протежение на графиката;
- интелигентни алгоритми.

Прилагането на конкретен тип алгоритъм се обуславя от съответните критерии, които определят ефективността на прилагането на този алгоритъм за решаване на зададения контролен проблем.

1.3. Класически подходи за намиране на най-кратък път

По долу са изброени най-известните класически подходи:

А/ Методи за пътна карта - опитват се да намалят размерността на пространството, в което се извършва планирането на пътя и навигацията. Това става чрез улавяне на структурата на свободното пространство чрез набор от едномерни криви и техните взаимовръзки, пътната карта;

Б/ Геометрични подходи - моделира се околната среда и работа с помощта на геометрични структури (например многоъгълници, правоъгълници, кръгове) и след това да се дефинират необходимите ротации и транскации на тези обекти, които ще доведат до желания резултат;

В/ Клетъчно разлагане (дискретизация) и графи - свободното пространство се разлага на голям брой малки области, наречени клетки. Разлагането е такова, че съседните клетки дефинират конфигурации, при които роботът може тривиално (или поне лесно) да се придвижва из между тях. Резултатът е граф от свързани съседни клетки или възли.

Г/ Реактивни подходи - Основната идея е да се съчетае възприятието със задействането, така че конкретни усетени модели директно да активират подходящи двигателни команди. Такива връзки обикновено се наричат поведения и могат да бъдат реализирани като проста структура (напр. двигателни схеми).

Д/ Потенциални полета - В този случай навигацията се дефинира като процес на следване на максималния градиент на определено количество в околната среда. Слабостите на метода на изкуственото потенциално поле са, че при определени случаи по време движението на робота дадена сила може да получи стойност нула [72]. Това може да накара робота да спре да се движи или да обикаля около една точка - локален минимум на потенциалната функция [72], като така не би могъл да достигне целта си.

1.3.1. Метод на изкуствени потенциални полета.

Методите в тази категория дефинират виртуални сили, които действат върху робота и определят неговото движение. Като цяло се приема, че позицията на целта прилага сила на привличане върху робота, докато препятствията прилагат отблъскващи сили.

Изкуственото потенциално поле като подход за намиране на път е предложено за първи път от Хатиб [98] и е широко изследвано поради своята простота и интересен математически анализ [99]. Потенциалното поле $U(q)$ се формира от сумата на две полета - привлекателно, което се създава от целта (в това проучване лидера, и отблъскващо, създадено от препятствието (останалите МР в групата) и се представя чрез формулата:

$$U(q) = U_{attr}(q) + U_{rep}(q),$$

Потенциалната сила в позиция $q = (x, y)$ се намира като антиградиент на функцията $U(q)$:

$$F(q) = -\nabla U(q),$$

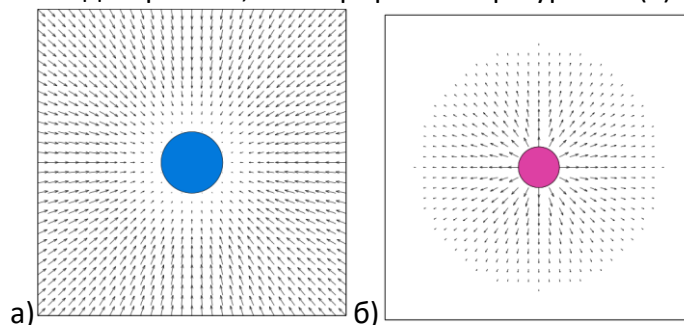
В съответствие с горното, виртуалната сила, създадена от полето, също може да бъде разложена на два компонента - привлекателна и отблъскваща сила:

$$F(q) = F_{attr}(q) + F_{rep}(q),$$

където

$$F_{attr}(q) = -\nabla U_{attr}(q), \quad F_{rep}(q) = -\nabla U_{rep}(q).$$

Според тип потенциалната функция може да разграничим различни виртуални силови полета, обикновено обвързани с текущия режима, работа и поведение на МР. Виртуалните силови полета обикновено имат вида на параболична или частично линейна. Ако приемем, че работата преминава през всяка точка в двуизмерно пространство и запишем изходния вектор във всяка точка, колекцията от тези вектори ще изглежда нещо като диаграмата, илюстрирана на фигура 1-5 (а):



Фиг. 1-5. (а) атрактивно/привлекателно потенциално поле (графиката в ляво);
(б) отблъскващо потенциално поле (графиката в дясно)

1.4. Методи за планиране на път, базирани на интелигентни алгоритми

Напоследък започнаха да се появяват алгоритми, които решават проблема с планирането на пътя на базата на интелигентни модели и подходи от ИИ.

Най-обещаващите алгоритми, въз основа на които е възможно да се изградят интелигентни системи за управление, могат да бъдат разделени в 3 основни направления [44, 45]: еволюционни (генетични) алгоритми, алгоритми с размита логика и алгоритми на невронни мрежи.

1.4.1. Невронна мрежа на Хопфилд (НМХ)

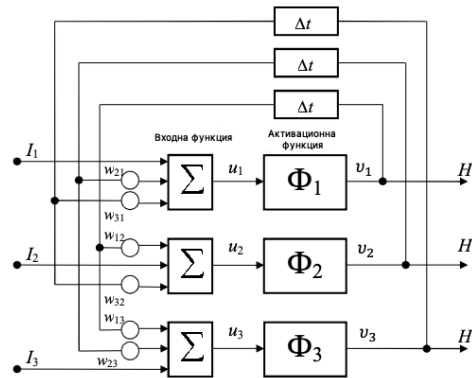
Напоследък все по-често се срещат и решения за УДМР на база на „невронни карти“ Хопфилд [46, 64] и затова ще го разгледаме в детайли.

Разработен през 1982 г. от физика Джон Хопфилд, представя модел като еднослоен, цикличен автоасоциатор. Структурата на дискретната невронна мрежа на Хопфилд (Фигура 1-9) представлява един слой неврони, чиито входни сигнали са претеглена сума от външни сигнали (I) и сигнали за обратна връзка на други неврони в мрежата. Нека сега се представи напълно свързана НМХ невронна мрежа, където състоянието на всеки

i -ти неврон се определя от неговия очакван изходен сигнал, а енергийната функция за активиране Φ_i може да приеме стойностите $\{0, 1\}$. Както можете да видите от Фигура 1-9, изходът на всеки H_i неврон е претеглената сума от изходите на другите неврони, v_j , плюс стойността на входния сигнал I_i :

$$H_i = \sum_{j=1}^j w_{ij}v_j + I_i, \quad (1.1)$$

където w_{ij} очаквано е *теглото* на синаптичната връзка, свързваща j -тия неврон с



Фиг. 1-9 Повтаряща (рекурентна) невронна мрежова архитектура на Хопфийлд с три неврона

i -тия неврон. За този тип повтаряща се невронна мрежа на Хопфийлд [73], стойностите на w_{ij} са фиксирани за всички i и j , симетрично, т.е. $w_{ij} = w_{ji}$ [62, 63]. Или двете връзки между двойка възли имат еднакво тегло.

След подаване на входния сигнал започва процесът на активиране на невроните мрежа, през която състоянието на НМ във всеки момент от време се описва от вектора $Y(t) = (v_1(t), v_2(t), \dots, v_n(t))$, този случай състоянието на всеки неврон в момент $(t + 1)$ се променя в зависимост от даденото прагово ниво на активиране S_i , както следва [46]:

$$v_i = \begin{cases} v_i(t + 1) = 0, H_i(t) < S_i, \\ v_i(t + 1) = 1, H_i(t) > S_i, \\ v_i(t + 1) = v_i, H_i(t) = S_i. \end{cases} \quad (1.2)$$

По този начин системата от уравнения (1.1) и (1.2) описва определен стохастичен процес на промяна състоянието на системата $Y(t)$ в зависимост от външните стойности на I_i . Този процес извежда системата до статично състояние на равновесие, т.е. до режим, при който условието за сближаване за всички неврони е изпълнено [64, 65]:

$$Y(t) = Y(t + 1) \quad (1.3)$$

Подобната възможност на повтарящи се връзки в невронната мрежа прави използването ѝ като „асоциативна памет“, тъй като дори частично активиране на мрежата (т.е. само част от невроните получават референтния входен сигнал) близо до едно от стабилните състояния води до същото общо стабилно състояние [46]. Също така си струва да се отбележи, че стабилността на мрежата е гарантирана, ако матрицата с всички тегла W е симетрична и всички диагонални елементи са равни на нула. Доказателството за стабилността може да се получи от анализа на „енергийната“ функция на разглежданата невронна мрежа [63, 66]:

$$E = -\frac{1}{2} \sum_i^I \sum_j^J w_{ij} v_i v_j - \sum_{i=1}^I I_i v_i + \sum_{i=1}^I S_i v_i, \quad (1.4)$$

“ E ” е стойността на функцията за състояние $E(v)$ на мрежата на Хопфийлд. Тази стойност може да се увеличи или да запази стойността си в процеса на невродинамиката. Така енергийната функция “ E ” също е функция на Ляпунов за невросистемата [61]. Въз основа на тези свойства на енергийната функция на разглежданата невронна мрежа можем да

се заключи, че произволна промяна в състоянието на неврон в архитектурата води до намаляване на енергийната функция на цялата система [61, 63, 67].

Същността на използване на подхода в навигацията е, че повтаряща се невронна мрежа се използва като топологично представяне на дискретно работно пространство, т.е. центърът на всяка отделна клетка съответства на неврон, свързан само с най-близките му съседи, а връзките със съседите имат тегло, съответстващо на дължината на прехода между тези клетки.

1.4.2. Генетични алгоритми

Генетични алгоритми (ГА) включват концепцията за теорията на Дарвин. Те са вдъхновени от биологичната еволюция (развитие), естествен подбор, и генетична рекомбинация [51]. Генетични алгоритми могат да бъдат използвани, за да се развият прости правила за мрежовия трафик. ГА генерира набор от правила, които по-късно могат да бъдат използвани, за да се разграничат от нормалния и ненормалния мрежови трафик.

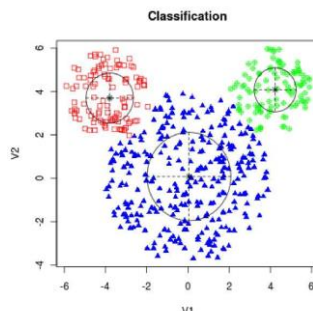
1.4.3. Алгоритми с размита логика (Fuzzy logic)

Размитата теория е представена за първи път от Zadeh [50] за справянето с несигурността. Размита логика е система, основана на правила, които могат да разчитат на практическия опит на оператора, особено полезна за улавяне на знанията на опитен оператор [25]. Подходът на размитата логика имитира вземане на решения при хора, което включва всички междинни възможности да варират в степен между 0 и 1

1.4.4. Машина с поддържащи вектори (МПВ)

Машина с поддържащи вектори (МПВ) или познато на английски: support-vector machine (SVM) е метод за машинно самообучение. „Машините с поддържащи вектори“ са класификатори за определяне на максимален марж, които получават оптимална разделителна хипер-равнина между наборите от данни [89]. МПВ представя обучаване от примери представени като точки в многомерно пространство. Примерите са проектирани в това многомерно пространство по такъв начин, че примерите от различни класове да са възможно най-добре разделени помежду си. Те трябва да бъдат линейно разделими от хипер-равнина. Тази хипер-равнина трябва да се избере по такъв начин, че да се намира възможно най-далеч от примерите и на двата класа. Класификацията на нов пример става като той се проектира в същото пространство и се определя класа му според това от коя страна на хипер-равнината се намира.

Примерна схема на работа на алгоритъма за двуизмерно пространство е представена на фигура 1-11. Методът на опорните вектори може да работи не само за линейна класификация, но са необходими модификации на първоначалната му формулировка. k-Means е метод за разделяне при извличането на данни. Този метод разделя данните на k на брой клъстера с помощта на Евклидовото подобие в разстоянията. Препятствията за роботите биват класифицирани или групирани на основата на характеристики в клъстерите.



Фиг. 1-11 Клъстеризация на данните в три различни клъстера ($K=3$)

1.7 Дефиниране и формулиране на проблема, цели и задачи

- Анализ на настоящото състояние на научните изследвания и проблемите в областта на УНМБ в условията на непозната среда и колективна работа в екип;
- Изследване на методи за подобряване на планиране на процеса на навигация при голям брой мобилните колаборативни роботи;
- Разработване и предлагане на метод за управление на множество от МР в условия на работа в екип и коопериране, на основата, на който ще се разработи софтуерна автономна система за динамично планиране на пътя с избягване на сблъсъци в затворено пространство;
- Създаване на виртуална постановка с разработения алгоритъм за движение на МР и провеждане на реални експерименти и визуализиране на резултатите от проведените изследвания и разработки в реално време;
- Предлагане на актуална компютърна стимулационна навигационна платформа даваща възможност за експериментиране и потвърждаване на аналитично изведените модели за навигация и съпътстващите и закономерности.
- Крайна цел също така е предложение оптимизиран модел - алгоритъм за децентрализирано планиране на траекторията с избягване препятствия от роботите с подобрена НМХ.

1.7.1 Обхват и предмет на темата на изследване

Обект на изследването са системите за планиране на траекторията на мобилни роботи в двуизмерно работно пространство с препятствия, действащи като част от група както автономни агенти децентрализирано. Предмета включва архитектури, модели и алгоритми необходими за една системата за планиране на пътя, така че да осигури безконфликтна траектория при движение в двуизмерно работно пространство с препятствия.

1.8 Мотивация и методи на изследване

Допълнителен мотив може да бъде необходимостта от бърз обмен на данни и обработка в реално време. Налага се внедряване на нови подобрени подходи в областта на системите за навигация за кооперативни роботи, като управление на комуникацията на база „събития“, обмяна на данни между приложенията с мултиинишкови процеси. Хибридният и децентрализиран подход се приемат като основни подходи за внедряване на една системата за планиране за групата МР в днешно време а те имат потенциал за нови проучвания и развитие с цел подобряване на сигурността и стабилността на работа.

1.10 Изводи по първа глава

Повечето срещани системи са или неефективни или твърде сложни и като цяло може да се каже, че липсват ефективни решения. Най-сложната част от проблема на децентрализирано УДМР в условия на кооперативност и група от агенти е тя да бъде прецизна, бърза за изчисление и щадяща ресурси (батерия, процесорна мощ или памет). Планирането на движения в група от роботи, с локализационни традиционни подходи, е сложна оптимизационна задача. Обикновено за подобни оптимизационна задачи се прилагат итеративни числени методи, оценяващи изходната неопределеност в множество точки. Това налага оценяването на неопределеността да е възможно най-бързо, с цел да се ускорят въпросните оптимизационни алгоритми. Решаване на навигационната задача – най-кратък път от една до др. точка чрез НМХ покрива повечето от критериите, като бързина на изграждане на път, малка грешка/отклонение, добра устойчивост при много препятствия и използване на ограничени компютърни ресурси.

ГЛАВА 2. ХИБРИДНА МУЛТИ-АГЕНТНА СИСТЕМА ЗА ПЛАНИРАНЕ ТРАЕКТОРИИ ЗА ГРУПА МОБИЛНИ РОБОТИ

Във втората глава се анализира система за планиране на траекториите при група с помощта на интелигентен подход - НМ „Хопфийлд“ и т.н. „невронна карта“.

2.1 Определяне на критерии за оптималност при внедряването на УДНМР

При решаване на задачи от тип навигацията се изисква тя да е оптимална според някакъв критерий за оптималност, като най-краткото разстояние на пътуване и/или време. Изборът на подход за внедряване за системата за планиране ще се определи от следната йерархия от критерии:

- минимизация на фалшивите положителни резултати – генериран път до целта;
- изисквания за бързина на решаване на задачата за позициониране и съответно бързина на изчисленията за избраните оптимизационни алгоритми;
- изчислителна достатъчност чрез асинхронна мултинишкова паралелизация и възможност на хардуерната база на МР;
- устойчивост, надеждност, гъвкавост и възможност за работа в условия на динамична среда – бързо променяща се конфигурация в работната зона и среда (размер, местоположение на препятствията, брой на МР, различни формирания/групи на МР);
- енергийна интензивност (количеството енергия, изразходвана от мобилния агент спрямо планираните енергийни ресурси, с които разполага за изпълнение на задачата).

2.3 Централизиран подход при управление на навигацията

Изграждане на система за планиране за централизирания модел включва решаване на проблема за групово позициониране от един център [43] и централизиран подход. По този начин всички изчислителни операции и системите за планиране се изпълняват от централен изчислителен блок (ЦИБ), който функционира в многонишков режим, и който комуникира индивидуално с всеки от агентите. Въз основа на наличната информация за конфигурацията на работното пространство ЦИБ извършва формиране на невронни карти за всеки от агентите, както и изчисляване на траектории, като се вземат предвид ъгъла, скоростите и разрешаването на възможни конфликтни ситуации. Трябва също да се отбележи, че изчислителните операции нужни за калкулация на НК и КП за всеки агент се извършват паралелно в отделни асинхронни нишки с достъп до общи софтуерни ресурси. Агентите от своя страна приемат само управляващи сигнали

чрез канал за данни и в съответствие с тях задействат задвижващите механизми, тоест безусловно следват „инструкциите“ на центъра [AARTON2021].

2.4 Децентрализиран подход

По време на изпълнение на задачата за навигация и позициониране всеки агент, използвайки информационно взаимодействие по безжични комуникационни канали с други (най-близки) членове на групата или координатора, самостоятелно коригира траекторията си и разрешава възникващи конфликтни ситуации [AARTON2019]. Този подход до голяма степен е изграден на базата на мулти-агентен метод за групов контрол, чиито характеристики бяха описани в първа глава (раздел 1.1.3) [73].

2.5 Хибриден подход за локална и глобална навигация

Такава системата за планиране би се реализирала с един общ ЦИБ, който комуникира с локалните модули КП и НМХ (невронна карта) на всеки отделен агент. Всеки МР ще играе роля на разпределен ресурс с негова локална навигация отговорна за навигацията в групата и поддържане на формацията. В тази конфигурация всеки МР е оборудван с локална бордова изчислителна единица и формира контрола на оформената група/екип или формирование. Активния лидер е онзи, който взема решение, комуникира с останалите лидери и върху него се прилага глобалната навигация (или от локания изчислителен блок приоритетно или от ЦИБ). Останалите от формированието агенти следват лидера чрез локален изчислителен блок/модул (ЛИМ или ЛИБ), който се грижи за локалната навигация в групата (следването на лидера). ЛИМ може да бъде изграден локално в хардуера на всеки един МР.

2.6 Избор на основен подход за внедряване на система за навигация

Този хибриден подход ще бъде и фокус на дисертацията защото осигуряването на споделен достъп до общи хардуерни ресурси в асинхронен режим е ключова характеристика на системите за планиране, базирани на централизирани и хибридни схеми за управление. Въз основа на анализа на съществуващите методи за управление на групата (раздел 1.1.3), децентрализираните и мулти-агентни подходи са най-обещаващите. При внедряване на софтуерната част на хибридна система за планиране предопределя също така да се използват паралелни изчислителни технологии. Паралелизацията при всеки агент осигурява споделен асинхронен достъп за:

- канали за предаване на данни от други агенти в рамките на неговата бордова система [AARTON2021];
- изпълнение на изчислителните процеси свързани с алгоритмите.

2.7 Прилагане на паралелни изчислителни и комуникационни технологии при внедряване на СУНМР

Многопроцесният и многонишковия подход е уместен, когато обменът на данни между процесите ще бъде организиран с помощта на интерфейси за мрежово програмиране чрез т.н. sockets - „сокети“ или „събития“ управлявани в реално време в отделни многонишкови процеси [AARTON2021]. Софтуерните гнезда могат да осигурят обмен на данни чрез мрежови протоколи (TCP, UDP, т.е. на транспортно ниво), което също така дава възможност за паралелизиране на процеси не само в рамките на един компютър, но и между машини, тоест бордови компютърни системи на отделни работи

(в група) и по този начин прилагат методи за клъстериране за изчислителни процеси в рамките на една разпределена система [AARTON2021].

Нишката е отделен поток на изпълнение. Това означава, че програмата ще изпълнява две задачи, които ще се изпълняват наведнъж.

2.7.2 Програмна реализация на паралелни изчислителни процеси

В повечето случаи целта на прилагането на технологиите за паралелно изчисление е увеличаване на ефективността и производителността на системата. В общ случай за оценка на ефективността на паралелната програма се изчислява като прираст на ефективността или ускорение. Това е времето, извършено за решението на задачата с помощта на последователното изпълнение на операции - T_s , отнесено към времето за изпълнение на решението с помощта паралелни изчисления – T_p [100, 101]:

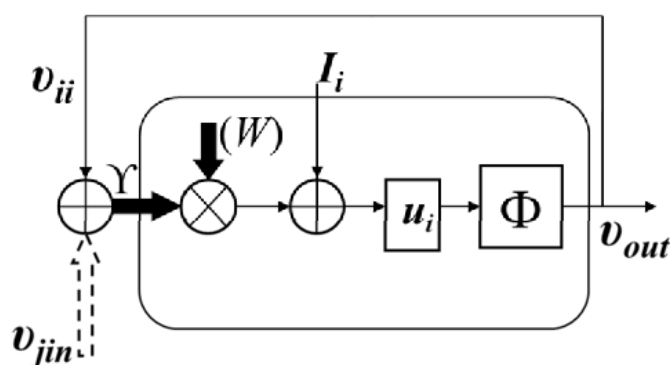
$$S = \frac{T_s}{T_p}. \quad (2.1)$$

По този начин с помощта на паралелизация на програмния код и увеличаването на количеството изчислителна мощ е възможно намаляване на времето на решаване на задачата в пъти. Закон на „Амдал“ определя максимален теоретичен ръст на програмните решения при използването на паралелни апаратно-програмни средства, сравнено по отношение на аналогично програмно решение, изпълняващо се само последователно [100, 101].

2.8.1 Структура и изследване на невронна карта на основата на НМХ

Както вече беше споменато в глава I (раздел 1.4.1), основната идея при метода за планиране на СПТ с невронна карта е динамично представяне на двуизмерно дискретно работно пространство. Така невронната мрежа, използвана за решаване на проблема с планирането, ще има определена топология, а броят на невроните в мрежата като матрица ще бъде равен на броя на дискретните клетки на самото работното пространство [60].

Разглежда се като част от системата за навигация НМХ, като изчислителен процес се е представена на фигура 2-5:



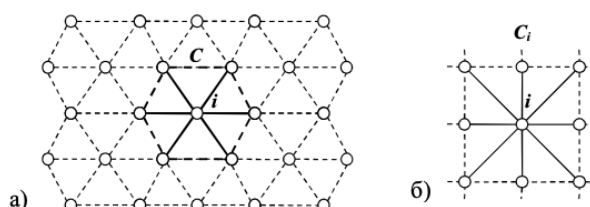
Фигура 2-5. Основният нелинеен процесор или неврон на Хопфийлд.

Обратната връзка престававаща v_{ii} и входните сигнали v_{jin} на невроните, образуват входния вектор на сигналите Y , който от своя страна се претегля от матрицата с тегловните коефициенти W_i сумирани с отместване (bias) - I_i , образуват скаларен изход u_i (2-5). Той преминава през нелинейната активираща функция Φ [73, 46]:

$$u_i = W_i * Y(t) + I_i(t) \quad (2.1)$$

Трябва да се отбележи, че векторът на тежестта “W” не би трябвало да е във функцията на времето. Функцията за активиране “Ф” определя праговите стойности на невронните сигнали и следователно естеството на енергийното взаимодействие между всички неврони.

В зависимост от зададената геометрична форма на дискретните клетки, НМ ще има различна топология [73] (Фигура 2-6).



Фигура 2-6. Възможни мрежови топологии за разпределяне на двумерно пространство C_i :
а) шестоъгълна; б) ортогонална/

В рамките на тази изследователска работа ще приемем ортогоналната дискретизация и разпределение на работното пространство като база (Фигура 2-6).

Обучението на НМХ принадлежи към класа на самоорганизиращи се мрежи, за които се прилага методологията на обучение без супервайзор. Тази техника се основава на така нареченото правило на „Хеб“ [95]: синаптичната връзка, свързваща два неврона, ще бъде засилена, ако и двата неврона изпитват възбуждане в процеса на обучение [73]. Въз основа на това правило изходният сигнал на разглежданата НМ ще бъде генериран от мрежата независимо (приемайки ненулев входен сигнал) и ще се определя от конфигурацията на връзките между невроните и предавателната функция.

2.8.2 Топологическото представяне и математически модел на НМХ

Въз основа на избраната топология (раздел 2.8.1), функцията на разстоянието между невроните i и j в описаната мрежа е функцията на познатото евклидово разстояние:

$$d(i, j) = \sqrt{(X_i - X_j)^2 + (Y_i - Y_j)^2}, \quad (3.1)$$

където $[i]$ и $[j]$ са векторите на състоянието на i -тия и j -тия неврон, съответно [73].

Синаптичната функция е тази, която претегля входния вектор на сигналите за обратна връзка от невроните (съгласно (1.1) и (2.1)). За да се изчисли нейната стойност се използва нормализираното скалярно произведение представено като матрица с теглата към всеки входен вектор [73]:

$$Y(t) \times W_i = [v_1 \ v_2 \ v_3 \ \dots \ v_n] \times \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ w_3 \\ \vdots \\ w_n \end{bmatrix} = v_1 w_1 + v_2 w_2 + v_3 w_3 + \dots + v_n w_n.$$

Получената стойност се нормализира (нормализирано векторно произведение) [92]:

$$norm = \frac{v_1 w_1 + v_2 w_2 + v_3 w_3 + \dots + v_n w_n}{w_1 + w_2 + w_3 + \dots + w_n}.$$

Въз основа на избраната мрежова топология (раздел 2.8.1), горното уравнение добива вида:

$$norm = \frac{v_1 w_1 + v_2 w_2 + v_3 w_3 + \dots + v_8 w_8}{w_1 + w_2 + w_3 + \dots + w_8}. \quad (3.3)$$

Нормализираната стойност се добавя към стойността на входния сигнал I_i , съответстващ на неврона и образува скалярната стойност – u_i [73]:

$$u_i = norm + I_i,$$

2.8.3 Невродинамика на класическа НМХ

За да се изследва енергийните взаимодействия между невроните в мрежата, ще конструираме математически модел на примерна НМХ от 100 неврона чрез софтуерен подход за моделиране с приложение написано на „Python“ (Приложение А към Дисертация) и ще визуализираме самия процес на активиране и до достигане състояние на равновесие на невронната мрежа благодарение на графичния пакет „PyGame“, който е достъпен в средата.

Всеки неврон в процеса на активиране ще приеме свои собствени енергийни стойности, според които се формира матрица от сигнали (активационна матрица), чийто размер е равен на размерността на невронната мрежа. Въз основа на тази матрица можете да изградите триизмерна повърхност, чиито върхове „Е“ ще съдържат съответните стойности на матрицата (стойност на сигнала на съответния неврон) - тази повърхност ще представлява т.н. „невронна карта“ за дадена набор от входни сигнали. За случая, когато няма установени препятствия и цели, входните сигнали за всички неврони са равни на нула ($I_1 = 0, I_2 = 0, I_3 = 0 \dots, I_n = 0$) и, ако мрежата не е била активирана преди, тогава нейното състояние ще остане нула. В този случай невронната карта ще изглежда така както е на фигура 2-10 [93].

Предполага се, че е зададена цел, тогава еквивалентният на мишената-неврон ще получи максимален вход (напр. клетка 56, $I_{56} = 1$). Разпространението на този сигнал в мрежата през невроните, свързани в дискретното пространство като процес на активиране ще продължи, докато не бъде изпълнено условието за конвергенция (1.3), т.е. докато мрежата достигне равновесие.

По-долу са стойностите на матрицата за активиране за случай $I_{56} = 1$ (Таблица 2-1), получена при извършена симулация с програмен код/скрипт „Python3“ (Приложение А).

```
0.0034 0.0071 0.0113 0.0155 0.0187 0.0198 0.0185 0.0151 0.0104 0.0052
0.0071 0.0153 0.0249 0.0349 0.0429 0.0459 0.0426 0.0341 0.0229 0.0113
0.0113 0.0249 0.0423 0.0625 0.0799 0.0868 0.0794 0.0612 0.0393 0.0187
0.0155 0.0349 0.0625 0.1017 0.1417 0.1598 0.1412 0.1001 0.0585 0.0267
0.0187 0.0429 0.0799 0.1417 0.2591 0.3103 0.2585 0.1398 0.0752 0.0330
0.0198 0.0459 0.0868 0.1598 0.3103 1.0000 0.3097 0.1578 0.0819 0.0355
0.0185 0.0426 0.0794 0.1412 0.2585 0.3097 0.2579 0.1393 0.0748 0.0328
0.0151 0.0341 0.0612 0.1001 0.1398 0.1578 0.1393 0.0985 0.0573 0.0261
0.0104 0.0229 0.0393 0.0585 0.0752 0.0819 0.0748 0.0573 0.0366 0.0173
0.0052 0.0113 0.0187 0.0267 0.0330 0.0355 0.0328 0.0261 0.0173 0.0085
```

Таблица 2-1. Стойности на матрицата за активиране при $I_{56} = 1$

Фигура 2.11 показва невронна карта, изградена според данните за активиращата матрица от Таблица 2-1. В Глава 1 (раздел 1.4.1) темата за стабилността на НМХ бе разгледана и е дадено основното правило, което гарантира конвергенцията на мрежата и следователно нейната стабилност: стабилността на мрежата е гарантирана, ако матрицата на тегловните коефициенти W е симетрична и всички диагонални елементи са равни на нула. За да се провери това условие, се създава невронна мрежа с архитектура както на таблица 2-2 но с размери 4×3 с общо 12 неврона. Както се вижда от таблицата 2-2, матрицата е симетрична и всички нейни диагонални елементи са равни на нула. Защото всички синаптични връзки на всеки неврон са едни и същи независимо от техния брой а това гарантира конвергенция и предполага, че разглежданата архитектура НМХ е стабилна.

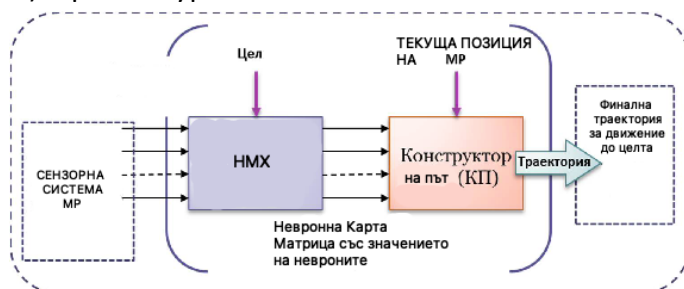
neuron 0:	[0, 1, 0, 0, 1, 0.7, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
neuron 1:	[1, 0, 1, 0, 0.7, 1, 0.7, 0, 0, 0, 0, 0]
neuron 2:	[0, 1, 0, 1, 0, 0.7, 1, 0.7, 0, 0, 0, 0]
neuron 3:	[0, 0, 1, 0, 0, 0, 0.7, 1, 0, 0, 0, 0]
neuron 4:	[1, 0.7, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0.7, 0, 0]
neuron 5:	[0.7, 1, 0.7, 0, 1, 0, 1, 0, 0.7, 1, 0.7, 0]
neuron 6:	[0, 0.7, 1, 0.7, 0, 1, 0, 1, 0, 0.7, 1, 0.7]
neuron 7:	[0, 0, 0.7, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0.7, 1]
neuron 8:	[0, 0, 0, 0, 1, 0.7, 0, 0, 0, 1, 0, 0]
neuron 9:	[0, 0, 0, 0, 0.7, 1, 0.7, 0, 1, 0, 1, 0]
neuron 10:	[0, 0, 0, 0, 0, 0.7, 1, 0.7, 0, 1, 0, 1]
neuron 11:	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0.7, 1, 0, 0, 1, 0]

Таблица 2-2. Тегловна матрица от 12 неврона НМХ

Всички неврони в мрежата накрая ще приемат стабилно състояние, следователно системата е стабилна.

2.8.4 Архитектура на „планировчик“ (КП) с невронна карта

За да опишем принципа на действие на системата за планиране на траекторията, базирана на метода „невронни карти“, където се представя МР, разположен в двуизмерно дискретно работно пространство (С). Системата за планиране на траекторията (СПТ) за единичен МР се състои от два основни блока: невронна карта и конструктор на пътя (КП). Архитектурата на системата е показана на Фигура 2-14 [60, 73].



Фигура 2-14. Архитектура на система за планиране на траекторията в група от МР, базирана на невронна карта

2.8.5 Модул „конструктор на пътя“ (КП)

Както бе споменато в раздел 2.8.3, по-нататъшната обработка на изходните данни от НМ и изчисляването на траекторията се извършва от отделна изчислителна подсистема наречена - „конструктор на пътя“.

Алгоритъма за планиране на глобалния път от КП е показан по долу в таблицата 2-3:

```

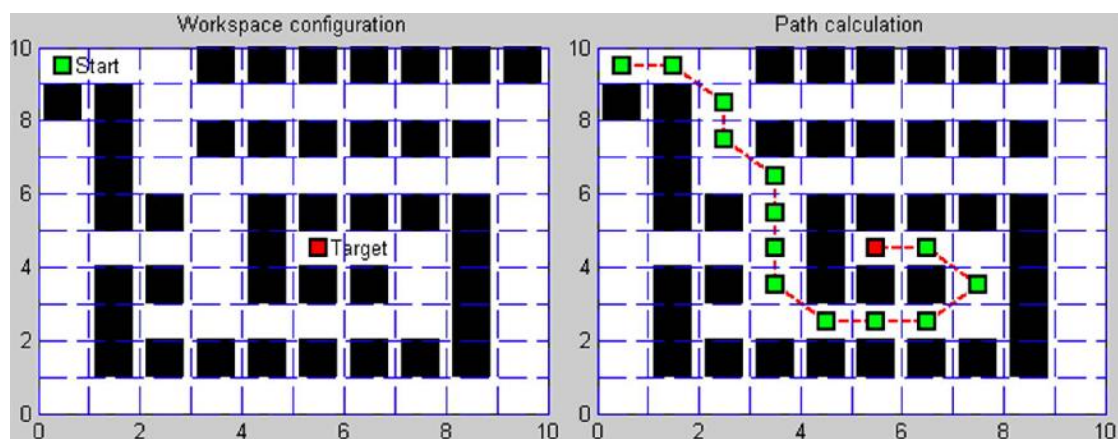
Require: [cur_pos (номер текуща позиция)];
         [target (номер целева позиция)];
         [E (матрица на активация)];
If (Ecur_pos <> 0) OR (Ecur_pos <> Etarget)
  While Ecur_pos = Etarget do
    - изчисляване на grad(i,j) за всяко от възможните направления;
    - избор на максимална стойност;
    - определяне на номера на следващата позиция (next_pos);
    - cur_pos = next_pos
  end while
end if

```

Таблица 2-3. Обобщен алгоритъм за изчисление на глобалния път от КП

2.9 Резултати от моделирането с невронна карта

Резултатите от конкретната симулация са представени по-долу на фигури 2-16:



цел	начало	препятствия	цикли	стъпки
56	1	4,5,6,7,8,9,10,11,12,22,24,25,26,27,28,29, 32,42,43,45,46,47,48,49,55,59,62,63,65,66, 67,69,72,79,82,83,84,85,86,87,88,89	19	13

Фигура 2-16. Планирането на глобална траектория при сложна конфигурация на работното пространство

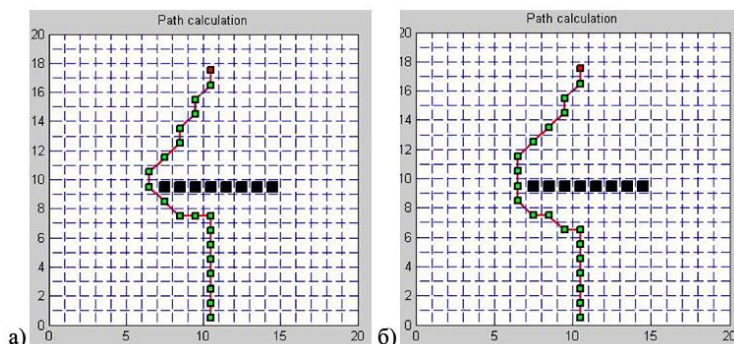
2.9.1 Критерии за подобряване алгоритъма НМХ

Следните подходи биха подобрили изпълнението на базовия алгоритъм за навигация с НМХ:

- *частична корекция на картата* при засечена промяна в работното пространство – раздел 2.10;
- използване на *линейна предавателна функция с насищане* за активационна функция $\Phi(x)$ в НМХ за скъсяване продължителността на процеса на активиране при конфигурации с много на брой агенти и препятствия в работното пространство – раздел 2.11;
- изпълнението на изчислителните процеси да се извърши чрез много на брой нишки

2.10 Въвеждане частична корекция в невронната карта

Пример за това е (Фигура 3-8), където пълното формиране на нова невронна карта (с нулево първоначално състояние на невроните) са необходими около 17 итерации/цикъла, като заобикалянето на препятствията ще бъде „най-гладкото“ разбира се. Резултатите от моделирането на процеса на настройка в работното пространство 20×20 са покани във фигура 2-17 по долу:



Фигура 2-17. частична корекция на невронната карта: а) 1 итерация (показания

енкодер: 29.3); б) 5 итерации (показания на енкодера: 28.3)

За въвеждането на такава частична корекция на картата, която спестява ресурси на процесора и предлага съответно по-голяма скорост на създаване на траекторията, трябва да работи в съответствие с посочения алгоритъм в следните стъпки:

- 1) Първоначалната карта (E_{out}) се формира на основа на начална конфигурация на работното пространство;
- 2) Картата се запазва в паметта ($E_m = E_{out}$);
- 3) Изчислява се траекторията на E_m и движението на МР започва към целта;
- 4) Ако се достигне целевата позиция – следва изход от алгоритъма;
- 5) Ако се открие ново препятствие на траекторията ($C_{obst} = true$), в E_m стойностите на сигналите на съответните неврони се нулират чрез индекси от масива $Obst\{\}$:
 $E_{m_{Obst1}} = 0, E_{m_{Obst2}} = 0, \dots, E_{m_{ObstN}} = 0$;
- 6) Извършва се корекция на невронната карта чрез подаване на модифицираната матрица на състоянието (E_m) на входа на НМХ ($E_{out} = NET(E_m)$) „n“ брой пъти;
- 7) Преминане към стъпка 2.

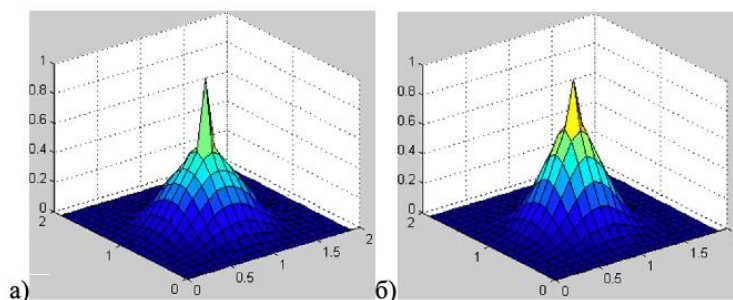
2.11 Въвеждане на линейна предавателна функция с насищане в НМХ

Както вече споменахме, основното условие, при което е възможно образуването на невронна карта е, че функцията за активиране $\Phi(x)$ трябва да е равна на 0 за нулев сигнал и да нараства монотонно с положителен входен сигнал, насищай към 1 до $+\infty$. Първоначално най-точно беше избрана хиперболичната тангенциална активираща функция (3.4) отговарящи на всички необходими условия. Тази функция осигурява максимална плавност на разпределението на енергията на активиране на невроните в мрежата и по този начин ви позволява да формирате траектории, които са близки до оптималните. Като алтернатива може да се използва *линейна трансферна функция с насищане* вместо формула (3.4) както следва при следните правила:

$$\begin{aligned} \Phi(u_i) &= 0, & \text{ако } u_i \leq 0, \\ \Phi(u_i) &= u_i, & \text{ако } 0 < u_i \leq 1, \\ \Phi(u_i) &= 1, & \text{ако } u_i > 1. \end{aligned}$$

Както се вижда функция $\Phi(u_i)$ е много по-лесна за хардуерно изпълнение, ще изисква по-малко разходи за компютърно време (1 математическа операция вместо 7 в съответствие с (3.4) и в същото време удовлетворява основните изисквания за конструиране на невронна карта.

Общ изглед на графиките на функциите е показан на Фигура 2-19.



Фигура 2-19. Повърхност на активиране на невроните: а) хиперболична тангенциална функция; б) линейна функция с насищане

Както се вижда от фигура 2-19, хиперболичната тангенциална функция се характеризира с по-голяма „плавност“ на промените на сигнала в мрежата, но в същото време „забавя“ увеличаването на сигнала на невроните, разположени в насищането регион, което се потвърждава и от получената активираща повърхност. Този ефект (в съответствие с раздел 3.1.1) също ще повлияе на общото време за активиране на НМ.

2.12 Изводи по глава втора

Хибридният и децентрализиран подход се приемат като основни подходи за внедряване на една системата за планиране за групата МР. Паралелизацията на изчисленията ще се извърши програмно, т.е. използвайки многонишковы изчислителни технологии в програмирането върху хардуер, който е многоядрен. Подхода на разглеждане динамиката на невронните карти за формиране на навигационен път може да предостави подобрение и оптимизация на времето за синтез на път с избягване на локални минимума. Нужно е въвеждане на допълнителни подобрения в архитектура на системата за планиране, отчитащи особеностите на движението на агент от групата МР в динамично променящо се работно пространство и информационна недостатъчност.

ГЛАВА 3. ЕКСПЕРИМЕНТАЛНА ПРОВЕРКА

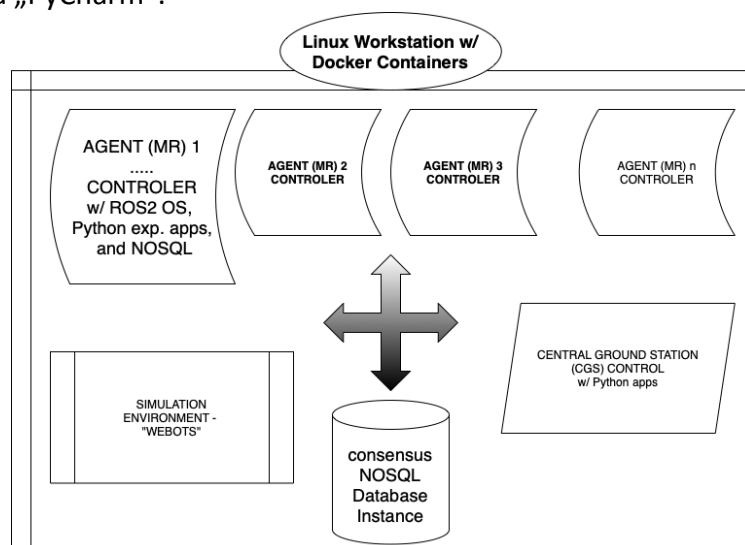
Трета глава е посветена на разработения експериментален прототипен алгоритъм за планиране на траекторията за групата МР).

3.1 Архитектура на експерименталната постановка

В експериментална постановка в Глава 3 се приемат ограничения и специфични условия наложени върху агентите/МР и околната среда за да се извърши експериментална постановка.

3.2 Среда за провеждане на експериментите

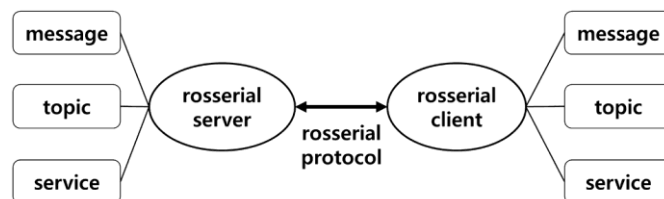
Цялостното програмно осигуряване (логика, анализ и визуализация) на платформата е реализирано на езика „Python“ и развойна среда „Pycharm“. Като програмна среда е използван „PyCharm“, който е функционално богат текстов редактор, разполагащ с множество средства за улесняване и автоматизиране на програмното осигуряване за широк диапазон програмни езици. Симулационния софтуер „Webots“ също може да се изпълни в среда „PyCharm“.



Фигура 3-1. Компоненти в експерименталната постановка

3.2.1 Комуникационна инфраструктура

Комуникацията между отделните агенти се извършва с т.н. класически ROS2 serial „сокет“ за комуникация с отворен мрежов порт резервиран за конкретния отделния агент. Такъв подход е показан на фигура 3.2 по долу:



Фигура 3-2. ROS serial клиент – сървър подход за комуникация между отделните агенти

На втори план трансфера на данни между самите процеси и приложения на ниво ОС на агент както и във всеки модул или контролер от агента също изисква паралелизация, бързина и сигурност. Ето защо в посочената постановка ще се ползва комуникация тип „вътрешните процеси“ – „Inter process Communication (IPC)“.

3.2.2 Операционна система и среда за комуникация

ОС за всеки един индивидуален агент е ROS (Robotic Operation System) [48]. Тази операционна система съдържа различни функционални модули и позволява да установите взаимодействие между тях. Всеки модул в ROS може да създава теми в раздел или т.н. секция, в които се пишат съобщения в определен стандартизиран формат, докато други модули могат да четат тези съобщение, когато се абонират за съответната секция.

3.2.3 Графична платформа за симулация

Експерименталното потвърждаване на аналитичните резултати, изведени във втора Глава и за визуализация на движението на групата мобилни робот, ще се използва специализирана платформа за компютърна симулация на кооперативна навигация при множество от роботи – „Webots“ [112]. Симулацията на код-контролерите за „Webbots“ става едновременно на една и съща машина и тази симулация обработва и визуализира няколко МР и техните КП, които се управляват от външни контролери, написани като код в средата „Pycharm“.

3.2.4 Паралелизация на навигационната система и софтуерния код за КП

Както вече беше споменато в Глава 2, софтуерната реализация на системата за планиране трябва да се извършва с помощта на паралелно изчислителни технологии за да се реализира асинхронен контрол на агентите и поради необходимостта от паралелна обработка на голямо количество данни. Очаква се с въвеждането на паралелни изчислителни операции и многонишково програмиране, на всяка стъпка на изчисление на пътя на предложения плановик допълнително да се повиши бързината на оценка на конфликта и взаимодействие с общата база.

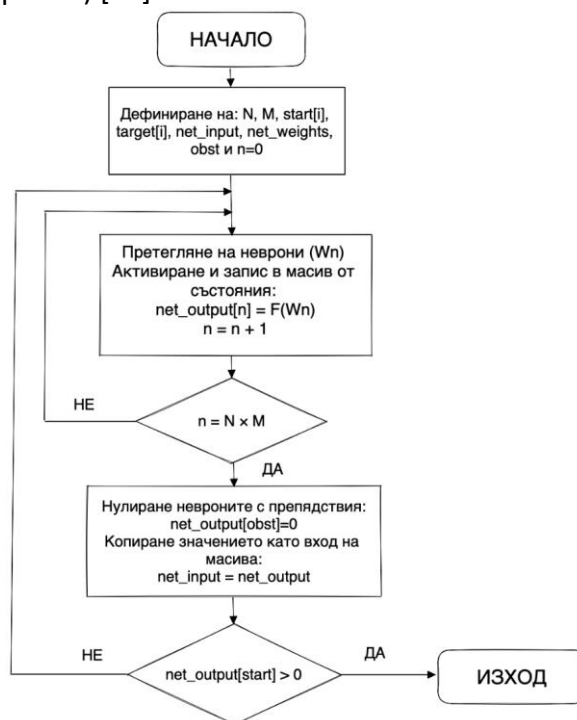
3.3.1 Обучение на НМ и създаване на невронна карта

Блоковата диаграма на алгоритъма НМХ е показан на фигура 3-4.

Генерираният изходен масив от състоянието на невроните `net_output` се подава като входен аргумент към блока на програмата КП, където се изчислява траекторията. Общият алгоритъм на КП операцията е описан в глава 2. Има допълнителни процедури за проверка за неконфликтност и коригиране на всяко от изчислена за траекторията както и осигуряване на комуникацията между агентите. Взаимодействието на всеки КП с обща област на паметта се дължи на необходимостта от получаване на данни за текущото местоположение на други агенти, както и информация за следващата

изчислителна стъпка на всеки агент за проверка коректност и неконфликтност на формираната траектория. Както може да се види от Таблица 3-1, обменът на информация е организиран чрез глобалния двуизмерен масив “shared_paths”, съхраняван в паметта.

Всеки изчислителен процес на КП има достъп до всички стойности на масива “shared_paths”, както и до стойностите на скоростите (“spd”) и приоритетите (“P”) на агентите. Въз основа на тези данни, КП проверява всяка вероятна стъпка (“cmn2”) с подобни стойности, изчислени в други нишки, за да я провери за коректност и неконфликтност (Фигура 3-9) [93].

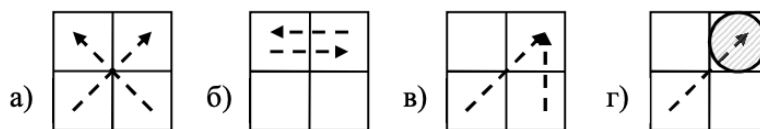


Фигура 3-4. Блокова схема на алгоритъма на работа на програмния блок НМ

Генерираният изходен масив от състоянието на невроните net_output се подава като входен аргумент към блока на програмата КП, където се изчислява траекторията. Общият алгоритъм на КП операцията е описан в глава 2. Има допълнителни процедури за проверка за неконфликтност и коригиране на всяко от изчислена за траекторията както и осигуряване на комуникацията между агентите. Взаимодействието на всеки КП с обща област на паметта се дължи на необходимостта от получаване на данни за текущото местоположение на други агенти, както и информация за следващата изчислителна стъпка на всеки агент за проверка коректност и неконфликтност на формираната траектория. Както може да се види от Таблица 3-1, обменът на информация е организиран чрез глобалния двуизмерен масив “shared_paths”, съхраняван в паметта.

3.3.2 Допълнителен модул „разрешаване на конфликтни ситуации“

Въз основа на избора ни за ортогоналната дискретизация на работното пространство се оформят четири вида конфликтни ситуации между двама агенти посочени графически на Фигура 3-6.



Фигура 3-6. Възможни конфликтни ситуации при траектории: а) кръстато; б) противоположно; в) комбинирано; г) пресичане на стабилната фиксирана позиция

Разрешаването на конфликтни ситуации (а), (б) или (в) ще се извърши с помощта на приоритетния вектор P : за агент с по-ниска стойност на приоритет ($P[n]$), преходът в тази (конфликтна) посока ще бъде блокирани, а траекторията съответно коригирана. Ако векторът P не е определен или приоритетите на агентите са еднакви, тогава и двата агента ще променят посоката на движение и ще коригират траекторията.

3.4 Експериментална постановка с контролер за навигация „HNav”

Този раздел е посветен на самата експерименталната част в дисертацията. Тук са описани проведените експерименти с модифицираният алгоритъм HMX представен в Глава 2. Разработеното многооннишково приложение (част от кода му е показан в Приложение А към дисертацията) - контролер за навигация „HNav, представен в програма-алгоритъм за синтезиране на път с избягване на препятствията.

3.4.1 Тестове и експерименти на „HNAV” в различни ситуации

Опитната постановка включва изчисления при няколко различни сценария, където присъстват различен брой и конфигурация мобилни роботи, цели и препятствия за демонстриране на възможностите на навигационна система базирана на HMX под формата контролер за симулация на алгоритъма „HNAV” в среда „Webots”. Графичният интерфейс за въвеждане на началните данни в програмата следва структурата от Таблица 3-2.:

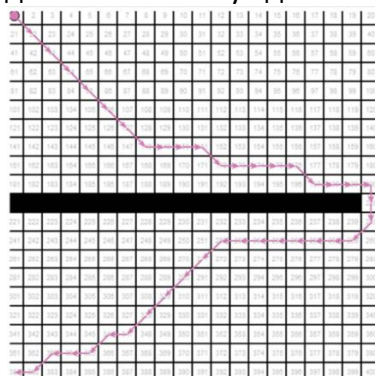
Параметър	Стойност
Размер на работното пространство	20*20
Брой на агентите (MP)	1
Скорост	2
Приоритет	
Начални позиции	1
Цели	381
Препятствия	101 – 219
Функция на активация	Линейна

Таблица 3-2. Меню за начални/входни данни за контролера „HNAV” и конфигурация на работното пространство.

Първо ще се провери правилността на програмата при планирането траекторията на един MP с едно препятствие в работното пространство, което се дефинира като размер предварително посочени в Таблица 3-2. След изпълнение на програмата ни от **Приложение А** в средата „Pycharm” с тези входни променливи, контролер „HNAV” връща изходни данни посочени на таблица 3-3.

Както се вижда от фигура 3-10, програмата работи правилно и изгражда маршрут, близък до най-краткия. Все пак трябва да се отбележи, че по-малката дължина на пътя

не гарантира решаването на проблема с позиционирането за по-малко време, тъй като роботът променя посоката на движение и се нуждае от време, за да прави тези завои.



Фигура 3-10. КП с избягване на едно препятствие и използване на контролера "HNAV"

Брой стъпки	Брой завои	Дължина на пътя	Време (s)
40	15	47,04	31,15

Таблица 3-3. Изходни данни след симулацията в режим на един МР и едно препятствие в работно пространство 20x20

Времето за маневрата завой от своя страна е $0,4-0,5T$, където T е времето преминаване към следващата позиция. Така при планирането траекторията трябва да се търси и цели намаляване броя на завоите. За да се изпълни това условие се налага добавяне на функция „контрол на посоката на движение“ на MP (като функция „изглаждане“), което намалява броя на завъртанията на робота и по този начин „изглажда“ траекторията. Намаляването на броя на завоите се постига от факта, че при изчисляване на всяка следваща стъпка, роботът ще вземе предвид текущата си посока с по висок приоритет. Това условие се удовлетворява с помощта на КП, който, активира функцията „изглаждане“ и изчислява градиент от текущ посока $grad(i,j)_{cur}$ съгласно следната формула:

$$grad(i, j)_{cur} = (Ei - Ej) * (Wij * \sqrt{2}), \quad (3.7)$$

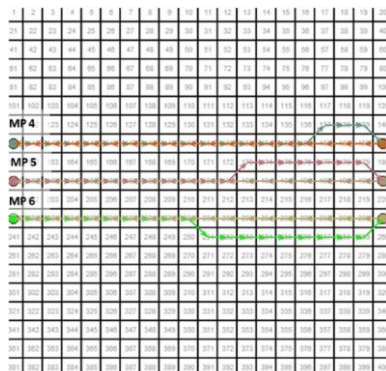
При анализа на резултатите може да се направи следното заключение: *функцията за изглаждане* значително намалява броя на завъртания на робота, което позволява да се получи печалба във времето от 5-10%, въпреки непроменена или дори малко по-голяма дължина на трасето. Затова в следващите експерименти, когато ще се разглеждат две и повече препятствия ще се вземе в предвид изведеното във формула 3.7 т.н. „изглаждане“.

Нека сега се разгледа случай в който се търси път на група работи с различна скорост в общо работно пространство с ситуация на конфликти и пресрещане – Таблица 3-4 с входните променливи, Фигура 3-11 с графичното представяне на пътя и Таблица 3-5 с изходните резултати).

Параметър	Стойност
Размер на работното пространство	20*20
Брой на агентите (MP)	6

Скорости	0.2, 0.5, 0.8, 1, 1, 1
Приоритет	
Начални позиции	200, 240, 141, 181, 221, 160
Цели	141, 221, 160, 200, 240, 181
Препятствия	няма
Функция на активация	Линейна
Изглаждащата функция	Включена

Таблица 3-4 с зададените входни променливи за Фигура 3-11



Фигура 3-11 - КП "HNAV" при многоагентен режим и възможни конфликти и взаимодействие на 2 групи агенти в насрещен трафик

Както може да се види от Фигура 3-1, роботите в групата отляво имат една и съща скорост, освен това по-висока от скоростта, на който и да е от роботите от групата вдясно. Приоритетите не са присвоени на агентите ръчно, но както е променихме в началото на раздела в този случай програмата присвоява приоритети на роботите автоматично, където в този случай приоритетът на робота е обратно пропорционален на скоростта му. На фигурата се вижда, че по-бързите работи променят маршрута си, избягвайки насрещни сблъсъци, така че не се налага бавните агенти да изразходват време за маневриране, което намалява общото време за изпълнение на задачата за придвижване.

Нека сега да се разгледа работната ситуация на системата с работно пространство, където присъстват и препятствия (Фигура 3-12, Таблица 3-6 и 3-7).

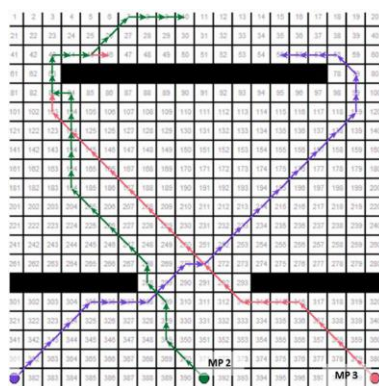
Параметър	Стойност
Размер на работното пространство	20*20
Брой на агентите (MP)	3
Скорости	2, 1, 2
Приоритет	1,3,2
Начални позиции	381, 291, 400
Цели	55, 10, 46
Препятствия	281-287, 294-300, 64-77
Функция на активация	Линейна
Изглаждащата функция	Включена

Таблица 3-6 с зададените входни променливи за Фигура 3-12

Както може да се види от Фигура 3-12, системата правилно изгражда без конфликти маршрути за група работи, като се вземат предвид препятствията. Също така си струва да се отбележи необходимостта от коригиране на маршрута за агент 2 – въпреки факта, че е с най-висок приоритет в групата, при движение пресича крайната позиция на агент 3, който е достигнал местоназначението до този момент и така, че агент 2 коригира своя маршрут в зависимост от приоритета.

Агент	Конфликтен ход	Дължина на пътя	Време (s)
1	270→251	30,21	18,79
2	45→46	28,73	35,6
3	-	28,79	17,85

Таблица 3-7. Изходни данни свързани с Фигура 3-12



Фигура 3-12. Алгоритъма “HNAV” в условия на няколко МР и три препятствия

3.4.2 Експериментално сравнение на HNAV с класическите алгоритми за търсене

Използвайки модифицирания математически модел на невронна карта на Хопфийлд предложена в тази дисертация ще се извърши и експериментално сравнение с класическия алгоритъм за търсене A*.

Резултатите от сравняването на производителността на алгоритмите са представени в таблица 3-8. Въз основа на представените резултати от компютърна симулация – чрез изпълнение на кода от **Приложение А** и **Приложение Б** в конфигурация на т.1-4, можем да се изведе извода, че времевата ефективност на алгоритъма за намиране на пътя на базата на модифицираната “неврона карта” на Хопфийлд и в частност представения контролер “HNAV” (кода в **Приложение А**) е *повече от 4 пъти по-висока от тази на алгоритъма A**, при относително еднакво качество на построената траектория т.е. решението и на двата алгоритъма е близко до оптималното.

Предимството на алгоритъма на невронната мрежа е **в скоростта на планиране поради факта, че поради оптимизацията на математическия модел на невронната мрежа** – алгоритъмът използва само основни математически операции, работещи при това с прости типове данни (масиви и прости променливи), докато в алгоритъм A* използва ресурсоемки операции за сортиране и търсене в голяма база данни. От друга страна една допълнителна паралелизация на процесите на изчисления при A* няма да доведе до същите резултати както при изчислителна паралелизация на “неврона карта” на Хопфийлд.

Конфигурация на работното пространство	Време за решение на задачата в ms (бр на стъпките)	
	Алгоритъм A*	“неврона карта” на Хопфийлд
задача 1	26,37 (33)	7,22 (33)
задача 2	28,57 (29)	6,95 (29)
задача 3	36,27 (28)	7,81 (27)
задача 4	39,86 (30)	8,23 (31)

Таблица 3-8. Резултати от сравняване на производителността на алгоритмите за планиране на пътя – A* и модифицирана “неврона карта” на Хопфийлд.

3.5 Резултати от извършените експерименти с контролера “HNAV”

В хода на теоретичната работа в Глава 2 и извършените експериментални изследвания в Глава 3 бяха получени резултати и изведени изводи на основата на анализа на основните подходи за управление на група от МР посочени по долу. Изследван бе въпросът за ефективността на различни алгоритми за планиране за решаване на проблема с позиционирането на група от МР. Резултатите от модификациите на НМХ са представени в таблица 3-9 по-долу:

Модификация	Резултат
Подмяна на функцията за активиране	Подобряване на производителността на невронната мрежа до 2,5 пъти. Намаляване на риска от локални максимуми при сложни конфигурации на препятствия и голям брой на итерациите, необходими за изграждане на карта.
Изменение условията на активация	1,3 до 3 пъти намаление на Времето за активиране на НМ в зависимост от разстоянието между агента и целта.
Опростяване на тегловата функция	Умерено използване на оперативни системна памет поради възможната “компресия” на матриците с коефициентите на тежест.

Таблица 3-9 – Резултати при извършените експерименти с навигационния контролер модифицирана “неврона мрежа” Хопфийлд “HNav”

3.6 Изводи по глава три

Експериментално се установи, че предлагания КП-контролер на основата на модифицирана НМХ, решава задачата за намиране на най-кратък път в дискретно работно пространство с ортогонална топология стабилно.

Въз основа на резултатите от експериментално изследване в Глава 3 беше доказано, че реализирането на математически модел на модифицираната НМХ с нов подход за активиране на мрежата от неврони и, който отчита спецификата на хардуерната реализация успешно се справя с задачите:

1. промяна на условието за сближаване, в резултат на което се активират само невроните, необходими за изчисляване на траекторията, за изграждане на картата;
2. активиращата функция на невроните бе променена (опростена), което увеличи интензивността на енергийните взаимодействия между невроните на мрежата;

Успяхме да докажем очакваните предимствата на този подход - изисква по-малко изчисления и може да се използва за приложения за глобална навигация в дискретно пространство.

Характерна особеност на предложеното решение е неговата специализация за групово придвижване на роботи.

Оценка на изчислителната сложност и възможност за подобряване на производителността на алгоритъма „HNAV“ демонстрира добра възможност за оптимизация чрез внедряването на техники за паралелна работа на процесите в контролера.

НАУЧНО-ПРИЛОЖНИ И ПРИЛОЖНИ ПРИНОСИ

В заключение следва да се отбележи, че в съответствие с целта и поставените задачи в дисертационния труд е извършен анализ на основните подходи за управление на група мобилни роботи, като е изследван въпросът за ефективността на различни алгоритми за планиране и решаване на проблема с позиционирането на група от МР. Получени са следните научни, научно-приложни и приложни резултати, които се представят в резюме според изискванията на чл. 27 (2) от Правилника за приложение на ЗРАСРБ:

НАУЧНИ

- Предложен е подход за оптимизиране на обучението на НМХ свързано със създаването на НК, която може да се ползва при навигационни задачи – *Раздел 2.9.1;*
- Предложено е оригинално решение, а именно: метод за изчисление на НМХ в дисертацията, като комбинация от свойства на универсалност, гъвкавост и мащабируемост, необходими за ефективното и бързо решаване на проблема с груповия контрол в „рояк“, където е различно съотношението на броя цели и роботи – *Раздел 2.10 и 2.11;*

НАУЧНО-ПРИЛОЖНИ

- Разработен е нов, по-систематичен и ефективен модел за навигация и координация при МР в група чрез НМХ - контролер „HNav“ – *Раздел 2.9, 2.10 и 2.11;*
- Реализиран е нов модел планиране на пътя за МР в група в децентрализиран или хибриден режим на работа на основата на мулти-агенти базирани на *автоасоциатор и модел на „Хопфийлд“*. Този контролер - алгоритъм може да се изпълнява на многопроцесорни и многоядрени нови хардуерни платформи като: ARM и RISC-V. Новия модел предлага по-добра мащабируемост, гъвкавост и пълна сигурност използвайки възможностите на многонишковото програмиране и управление/програмиране на основата на събития (event-driven) – *Раздел 2.4, Фигура 2-2, [AARTON2021];*
- Доказано е предимството на демонстрирания модел по отношение на възможните грешки при навигация. Използването на поведенчески техники за анализ елиминира високия процент на неверни данни. Елиминира необходимостта от боравене с огромното количество данни, необходими, за да се самообучават отделните МР чрез паралелна архитектура за изчисления на предложения алгоритъм – *Раздел 2.6 и 2.7;*

- Доказано е експериментално ефективността на надграждането на мулти-агентна система, при което е реализирано значително подобрене на координацията между МР, бързодействието и времето за реализиране на алгоритъма – *Раздел 2.8 и 2.9.*;
- Разработен е алгоритъм, който симулира ефективността на предложения хибриден модел – „HNav“. Изградени са различни сценарии за симулация в средата и ОС за роботи които лесно могат да се внедрят и интегрират в ОС за роботизирани системи - „ROS” – *Глава 3.*

ПРИЛОЖНИ

- Представени са архитектура и алгоритми за работа на системата за планиране, като са взети предвид особеностите на движението на агент от групата МР в условия на динамично променящо се работно пространство и информационна недостатъчност – *Фигури 2-3 и 2-15*;
- Разгледана е възможността за решаване на навигационни задачи при разпределени цели и децентрализирано и хибридно управление на определените групи роботи, благодарение на симулационната среда чрез, която се анализират резултатите на един или друг робот по отношение на критериите за оценка на ефективността на избрания предварително път до целта – *Раздел 2.8.5*;
- Приложен е метод за синтезиране на система за планиране на траекторията на група МР за базата на универсален софтуерен модел, който осигурява изграждането на траектории на движение с отчитане на зададените правила. Въз основа на представените правила за взаимодействие е получен метод за синтезиране на траектории, който намалява времето на движение до 10% - *Формула (3.7), Раздел 3.4.1, Фигура 3.10, Таблица 3.3*;
- Проведени са експерименти с моделиране на модифицираната неврона мрежа Хопфийлд, в резултат на което е установено, че средната продължителност на цикъла на активиране е намален до 1,5–2,5 пъти, а броят на циклите, необходими за формиране на невронна карта, са намалени с 1,3–3 пъти (в зависимост от конфигурацията на работното пространство) поради използването на частична активация на невроните в НК (частичната корекция на картата) – *Глава 2, Фигура 2-1*;
- Приложена е модификация на математическия модел на мрежата, чрез замяна на функцията на активиране на невроните и условието за конвергенция на мрежата, при което софтуерното моделиране на система за планиране на траектория за един робот-агент с езика python, демонстрира възможност да се достигне теоретично до 20% допълнителна оптимизация във времето за изпълнение на алгоритъма при повишаване на броят процесори в системата – *Раздел 3.5*

Създадената по време на работа *система за планиране и навигация* има перспективи за по-нататъшно развитие, а разработените техники позволяват изграждането на подобни системи за почти всички софтуерни и хардуерни платформи на бордови информационни и контролни системи при управлението на група МР (swarm

СПИСЪК НА ПУБЛИКАЦИИТЕ ПО ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД

1. [AARTON2019] Antouan Anguelov, Roumen Trifonov, Ognian Nakov, Emerging and secured mobile ad-hoc wireless network (MANET) for swarm applications, BCI'19: Proceedings of the 9th Balkan Conference on Informatics. September 2019 Article No.: 9. Pages 1–4. <https://doi.org/10.1145/3351556.3351557>
2. [AARTON2021] Antouan Anguelov, Roumen Trifonov, Ognian Nakov, Analysis of swarm application layer protocols (SALP) used in event-driven communication, 30 Sept.-2 Oct. 2021, Varna. International Conference Automatics and Informatics (ICAI). DOI: 10.1109/ICA152893.2021.9639663
3. [AARTON2020] Antouan Anguelov, Roumen Trifonov, Ognian Nakov, Colony Intelligence for Autonomous Wheeled Robot Path Planning, 28th National Conference with International Participation (TELECOM). 29-30 Oct. 2020. DOI: 10.1109/TELECOM50385.2020.9299536
4. [AARTONCS2020] Antouan Anguelov, Roumen Trifonov and Ognian Nakov, Protocol Stack for Hybrid Short-Range Modular Wireless Transceiver, 9th International Scientific Conference, CS-20: International Scientific Conference Computer Science'2020, 18-21 October, 2020
5. [AARTONTU2021] Antouan Anguelov, Roumen Trifonov, Ognian Nakov, PROTOCOL ANALYSIS FOR SHORT-RANGE TRANSCEIVERS, Computer and communications engineering, Vol. 15, No. 1/2021

SUMMARY

of PhD Thesis: "Studying the application of optimization models for navigation to a group of mobile robots."

Author: Antouan Hristov Anguelov

Supervisors: Professor Dr. Eng. Rumen Ivanov Trifonov and Professor Dr. Eng. Ognyan Nakov Nakov

The research is dedicated to enhancing the navigation of mobile robots within a two-dimensional workspace filled with obstacles. These robots operate as a decentralized group of autonomous agents, posing challenges in localization, coordination, and navigation. The primary goal of this dissertation is to utilize optimization models to optimize the robots' navigation in dynamic and intricate environments, ultimately reducing errors during task execution.

A major emphasis is placed on developing the architecture, models, and algorithms necessary for precise trajectory planning and obstacle avoidance in the two-dimensional workspace, which is fraught with obstacles. This research comprehensively covers a range of aspects related to managing mobile collaborative robots, addressing critical issues in sensor systems, computer vision, operating systems, and communication interfaces.

In summary, this dissertation seeks to provide innovative solutions that advance the field of mobile robotics and autonomous navigation systems. Its central objective is to enhance navigation and coordination while minimizing errors in the execution of tasks by groups of agents. The overarching goal of this dissertation is to present contemporary solutions to reduce errors in task execution by groups of agents.

To accomplish this, the research is organized into several chapters:

- Chapter 1 serves as a review and analysis of the problem state, offering an introduction to mobile robots, categorizing various AI methods used in robotics, and providing an overview of group control approaches. The chapter defines the research problem, establishes its goals, and outlines the motivation behind the dissertation work.
- Chapter 2 delves into the theory of the "neural map" and the neural network of NMH. This forms the foundation for the subsequent development of a navigation and obstacle avoidance system in Chapter 3. The chapter explores multiple approaches to navigation control, develops a mathematical model for the "neural map" algorithm based on NMH, and presents a path constructor implementing this navigation control algorithm for a group of robots. It introduces criteria for model optimality and proposes modification approaches. Additionally, this chapter outlines a methodology for applying parallel computing technologies for implementing the software component of the planning system.
- Chapter 3 focuses on the experimental prototype algorithm for trajectory planning for a group of mobile robots. It outlines technical requirements, describes modules, controllers, input and output variables, and parameters of the navigation system. The chapter elaborates on the use of the Robot Operating System (ROS) as a management and control environment, the laboratory setup, experiments, and simulations. These simulations demonstrate various approaches within a simulation environment. The chapter concludes with the systematization, analysis, and summary of results from the scientific experiments.