

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

ННЦ Заочної форми навчання
(повна назва)
Кафедра Комп'ютерно-інтегрованих технологій, автоматизації та робототехніки
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)
Розробка математичної моделі об'єкта керування
для знаходження оптимального безпечного шляху
(тема)

Виконав:
здобувач 2 року, групи КІТПВзм-23-1
Лагерь О. В.
(прізвище, ініціали)

Спеціальності 174 Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми Освітньо-професійна
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Комп'ютерно-інтегровані технологічні процеси і виробництва
(повна назва освітньої програми)

Керівник проф. Замірець М.В.
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту
Зав. кафедри КІТАР

(підпис)

Невлюдов І. Ш.
(прізвище, ініціали)

2025р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

ННЦ	Заочної форми навчання
Кафедра	Комп'ютерно-інтегрованих технологій, автоматизації та робототехніки
Рівень вищої освіти	другий (магістерський)
Спеціальність	174 Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка
Тип програми	освітньо-професійна
Освітня програма	Комп'ютерно-інтегровані технологічні процеси і виробництва
(код і повна назва)	

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри КІТАР

(підпис)

« ____ » 20 ____ р.

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

Здобувачеві Лагерь Олександр Володимировичу
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Розробка математичної моделі об'єкта керування для знаходження оптимального безпечного шляху

затверджена наказом по університету від “22” листопада 2024р. №197 Стз.

2. Термін подання студентом роботи “ 29 ” січня 2025р.

3. Вихідні дані до роботи 3.1 Використання методики нечіткої логіки;

3.2 Робота МР у невизначеному середовищі;

3.3 Середовище розробки – MATLAB;

3.4 ОС – Microsoft Windows 10;

3.4 Оформлення текстової документації – ДСТУ 3008-2015.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі 4.1 Вступ;

4.2 Аналіз стану питання і постановка завдання;

4.3 Розробка моделі представлення середовища функціонування;

4.4 Дослідження методів локалізації власного місцезнаходження мобільного робота в невизначеному середовищі;

4.5 Програмна реалізація моделі в системі MATLAB;

4.6 Промислова безпека та аналіз умов праці на робочому місці;

4.7 Висновки.

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій Демонстраційний матеріал представлений у форматі PowerPoint (*.ppt) – 22 с. формату А4

6. Консультанти розділів роботи

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	<i>Аналіз стану питання і постановка завдання</i>	25.11 – 31.11.24	<i>виконано</i>
2	<i>Розробка моделі представлення середовища функціонування</i>	01.12 – 15.12.24	<i>виконано</i>
3	<i>Дослідження методів локалізації власного місцезнаходження мобільного робота в невизначеному середовищі</i>	16.12 – 31.12.24	<i>виконано</i>
4	<i>Програмна реалізація моделі в системі MATLAB</i>	01.01 – 15.01.25	<i>виконано</i>
5	<i>Промислова безпека та аналіз умов праці на робочому місці</i>	16.01 – 20.01.25	<i>виконано</i>
6	<i>Оформлення пояснювальної записки</i>	21.01 – 22.01.25	<i>виконано</i>
7	<i>Подання роботи на перевірку Інтернет-системою StrikePlagiarism</i>	23.01 – 24.01.25	<i>виконано</i>
8	<i>Подання роботи на рецензію</i>	25.01 – 26.01.25	<i>виконано</i>
9	<i>Подання роботи на підпис зав. кафедри</i>	27.01 – 28.01.25	<i>виконано</i>
10	<i>Подання кваліфікаційної роботи в ЕК</i>	29.01.25	<i>виконано</i>

Дата видачі завдання 25 листопада 2024 р.

Здобувач

(підпис)

Керівник роботи

(підпис)

проф. Замірець М.В.

(посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 76 с., 22 рис., 1 дод., 17 джерел.

МОБІЛЬНИЙ РОБОТ, НЕВИЗНАЧЕНІСТЬ, НЕЧІТКА ЛОГІКА, ОБ'ЄКТ КЕРУВАННЯ, ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ, РОБОТИЗОВАНА СИСТЕМА, ТРАЄКТОРІЯ РУХУ, MATLAB.

Мета роботи – розробка системи орієнтування на мету в умовах невизначеності, побудова моделі об'єкта керування з використанням нечіткої логіки і бета коефіцієнтів, знаходження оптимального безпечного шляху до мети.

Об'єкт дослідження – системи орієнтування в умовах невизначеності.

Предмет дослідження – автоматизація об'єкта керування з використанням нечіткої логіки.

В кваліфікаційної роботі виявлено джерела невизначеності і методологія роботи з ними і проведено аналіз методів ідентифікації об'єктів в умовах невизначеності, за допомогою коефіцієнт і нечітких понять здійснити моделювання об'єкта керування в нечіткому середовищі.

Отримані результати роботи можна віднести до Цілі сталого розвитку 9 «Промисловість, інновації та інфраструктура», зокрема до пункту 9.4 «Розвиток високотехнологічного машинобудування».

ABSTRACT

Explanatory note: 76 pp., 22 fig., 1 appendices, 17 sources.

MOBILE ROBOT, UNCERTAINTY, FUZZY LOGIC, CONTROL OBJECT, SOFTWARE, ROBOTIC SYSTEM, MOTION TRAJECTORY, MATLAB.

The purpose of the study is to develop a system for target orientation under conditions of uncertainty, to build a model of the control object using fuzzy logic and beta coefficients, and to find the optimal safe path to the goal.

The object of research is guidance systems under uncertainty.

The subject of research is automation of a control object using fuzzy logic.

In the qualification work, the sources of uncertainty and the methodology for working with them were identified, and methods for identifying objects under conditions of uncertainty were analyzed, and modeling of the control object in a fuzzy environment was carried out using coefficients and fuzzy concepts.

The results of the work can be attributed to the Sustainable Development Goal 9 “Industry, Innovation and Infrastructure”, in particular, to the paragraph 9.4 “Development of high-tech engineering”.

Я, як студент ХНУРЕ, розумію і підтримую політику закладу із академічної доброчесності. Я не надавав і не одержував допомогу під час підготовки кваліфікаційної роботи. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело.



«25» січня 2025р.

Лагерь О. В.

ЗМІСТ

Перелік скорочень	8
Вступ	9
1 Аналіз стану питання і постановка завдання	11
1.1 Аналіз систем управління в умовах невизначеності	11
1.2 Завдання, які вирішуються підсистемою	12
1.3 Функціональні вимоги до підсистеми	13
1.4 Постановка завдання	13
1.5 Висновки до першого розділу	13
2 Розробка моделі представлення середовища функціонування	14
2.1 Марковські моделі представлення	14
2.1.1 Методи опису об'єктів	22
2.1.2 Методи ідентифікації об'єктів	29
2.3 Існуючі системи локалізації	31
2.4 Висновки до другого розділу	42
3 Дослідження методів локалізації власного місцезнаходження мобільного робота в невизначеному середовищі	43
3.1 Модель сенсорів.....	43
3.2 Метод кодування	48
3.3 Висновки до третього розділу	59
4 Програмна реалізація моделі в системі MATLAB	60
4.1 Загальні передумови до реалізації моделі в системі MATLAB	60
4.2 Реалізація моделі	61
4.3 Розробка симулятора підсистеми	67
4.4 Промислова безпека та аналіз умов праці на робочому місці	68
4.5 Висновки до четвертого розділу	73
Висновки	74
Перелік джерел посилання	75

Додаток А Демонстраційний матеріал	78
--	----

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

- ГПН – генератор пилоподібного напруги;
ГС – генератор стробів;
ЕОМ – електронно-обчислювальна машина;
КПО – коефіцієнт природної освітленості;
МР – мобільний робот;
ПД – передавач;
ПЗ – програмне забезпечення;
ПК – персональний комп'ютер;
ПП – приймальний пристрій;
САПР ТП – система автоматизованого проектування технологічних процесів;
СКМ – система комп'ютерного моделювання;
СП – схема порівняння;
ТД – тимчасовий дискримінатор;
ТП – технологічний процес;
ТКС – телекомунікаційні системи;
ТХ – технічні характеристики;
ФМ – фундаментальна матриця.

ВСТУП

Ефективне застосування складних технічних систем, які функціонують у комплексі «людина-машина», не можливе без застосування сучасних методів аналізу. Ускладнення систем призвело до збільшення невизначеності їхнього функціонування.

З огляду на це гостро постала проблема адекватності відомих моделей, яка визначається насамперед реалізацією принципу інформаційної достатності як варіанта використання інформації, одержуваної шляхом застосування об'єктивних (утім обмежених) методів дослідження та суб'єктивних, заснованих на досвіді й інтуїції дослідника. Розроблені раніше підходи, що ґрунтуються на детермінованих і стохастичних моделях, не відповідають рівню складності сучасних систем, оскільки питання виваженості адекватності таких моделей реальним системам не може бути розв'язане тільки в межах прийнятого об'єктивного методу досліджень. Таким чином, у практиці щодо експлуатації складних технічних пристроїв все активніше використовуються результати теорії нечітких множин. Це дозволяє поєднати об'єктивні та суб'єктивні методи дослідження в єдиний метод завдяки формалізації інтуїції і досвіду дослідника, вираженого на природній мові.

Області застосування теорії в технічних галузях досить широкі: інтелектуальні роботи, автоматичне управління високого рівня, технічна діагностика.

З погляду теорії нечітких множин, модель складної системи є сукупністю локальних моделей, кожна з яких вважається нечітким відношенням до певної області інформаційного простору.

У разі малої кількості інформації локальна модель будується на основі якісних понять (лінгвістичних змінних) водночас елементи матриці нечітких відносин ідентифікуються за знаннями експерта.

За умови збільшення обсягу інформації, наприклад, проведення вимірювань, якісні змінні синтезуються за допомогою кількісного аналізу, що дозволяє виявити об'єктивну тенденцію функціонування системи.

У разі невизначеності питання щодо побудови адекватних математичних моделей постає особливо гостро. Таким чином, тема кваліфікаційної роботи магістра є актуальною.

Мета роботи – побудова моделі об'єкта керування з використанням нечіткої логіки та бета-коефіцієнтів, знаходження оптимального безпечного шляху до мети в умовах невизначеності.

Об'єктом дослідження – системи орієнтування в умовах невизначеності.

Предметом дослідження – автоматизація об'єкта керування з використанням нечіткої логіки.

Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати такі завдання:

- проаналізувати технічне завдання;
- проаналізувати системи управління в умовах невизначеності;
- розробити моделі відтворення середовища функціонування;
- вивчити методи локалізації власного місцезнаходження мобільного робота в невизначеному середовищі;
- розробити програмне забезпечення для реалізації запропонованої моделі;
- втілити заходи та розрахунки з охорони праці для безпечної роботи в лабораторії, де проводилась кваліфікаційна робота.

Роботу виконано згідно з [1-4], як складову наукових досліджень, які здійснюються на кафедрі КІТАР Харківського національного університету радіоелектроніки, результати роботи можна віднести до Цілі сталого розвитку 9 «Промисловість, інновації та інфраструктура», зокрема до пункту 9.4 «Розвиток високотехнологічного машинобудування».

1 АНАЛІЗ СТАНУ ПИТАННЯ І ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ

1.1 Аналіз систем управління в умовах невизначеності

Управління в умовах інформаційної невизначеності посідає важливе місце в глобальній проблемі управління. Розрізняють як інформаційну, так і ситуаційну невизначеність.

Завдання управління в умовах невизначеності обумовлені різними чинниками. Наприклад, управлінську інформацію можна подавати як слабо структуровані або неструктуровані інформаційні комплекси. Управлінська інформація може містити потрібну інформацію, проте мати великий обсяг або високу складність, що робить її не охоплюваною або зовсім непридатною для сприймання.

З метою опису невизначеності теорія прийняття рішень широко застосовує апарат теорії нечітких множин. Утім такий підхід вважається окремим випадком і не охоплює всі ситуації інформаційної невизначеності. Слід зазначити про загальний недолік існуючої теорії обліку невизначеності для завдань управління.

Реальне управління розглядає не тільки об'єкт управління, але й ситуацію навколо нього. Проте в теорії управління не розглядають інформаційну ситуацію ні як об'єкт управління, ні як чинник управління. Це і лежить в основі інформаційної невизначеності в управлінні. На сьогодні все більше уваги приділяється розробленню нових підходів до аналізу складних інформаційних ситуацій, однак інформаційна ситуація не розглядається як об'єктивний феномен управління.

Розроблювальна підсистема, що називається як орієнтування робота на ціль в умовах невизначеності, призначена для знаходження мети в умовах невизначеності в навколишньому середовищі.

Мета полягає у розробці системи орієнтування щодо мети в умовах невизначеності, побудова моделі об'єкта управління з використанням нечіткої логіки та бета-коефіцієнтів, знаходження оптимального безпечного шляху до мети. На етапі розробки подібна підсистема була відсутня, втім управління МР здійснювалося в ручному режимі пультом ручного керування або за допомогою програми керування, що реалізує керування маніпулятором МР за заздалегідь заданою траєкторією.

Відсутність зворотного зв'язку з об'єктами маніпулювання позбавляє можливості контролювати проходження технологічного процесу (ТП) і водночас реагувати на зміни, що додаються зовнішніми впливами. Відсутність зворотного зв'язку з виконуваними операціями свідчить про малу гнучкість системи в цілому.

1.2 Завдання, що розв'язуються підсистемою

Завдання, що розв'язуються підсистемою, полягають у забезпеченні МР інформацією про об'єкти, що підлягають обробці, – забезпечення зворотного зв'язку МР з зовнішнім виробничим середовищем. З усіх завдань, які повинні розв'язуватись подібними системами, слід виділити такі:

- завдання щодо множини дескрипторних об'єктів в однорідній структурі даних (перехід чітких даних до системи бета-коефіцієнта);
- завдання щодо розрахунку відносного розташування перешкод, об'єктів у недетермінованому середовищі;
- побудову карти середовища.

Завдання корекції карти середовища у разі зміни розташування протидіючих об'єктів.

Система, що розробляється, висуває вимоги до об'єктів, а саме вимоги, що полягають у можливості їхнього опису нечіткої моделі з початкового стану цілі або часткової мети, повинні бути спостережувані.

1.3 Функціональні вимоги до підсистеми

Підсистема повинна забезпечувати такі функціональні можливості:

- представлення різних за структурою об'єктів математично однорідній структурі даних (нормалізація діапазонів значень різних ознак до інтервалу нечітких значень та процедуру підтримки та прийнятий рішень щодо розташування об'єктів);
- моделювання динамічної зміни структури середовища функціонування мобільного робота (процедура аналізує досягнення мети).

1.4 Постановка завдання

Для подальшої роботи необхідно розв'язати наступні завдання:

- проаналізувати системи керування в умовах невизначеності;
- розробити моделі відтворення середовища функціонування;
- вивчити методи локалізації власного місцезнаходження мобільного робота в невизначеному середовищі;
- розробити програмне забезпечення для реалізації запропонованої моделі.

1.5 Висновки до першого розділу

У першому розділі було проаналізовано системи керування в умовах невизначеності. Розглянуті завдання, що розв'язуються підсистемою, полягають у забезпеченні МР інформацією про об'єкти та функціональні вимоги до таких підсистем.

2 РОЗРОБКА МОДЕЛІ ВІДТВОРЕННЯ СЕРЕДОВИЩА ФУНКЦІОНУВАННЯ

2.1 Марковські моделі відтворення

Використання марковських моделей дає можливість істотно знизити розмірність математичного опису процесів при збереженні відомостей про вірогідність тимчасових механізмів зміни їхнього стану.

Нехай досліджуваний процес керування описується вектором фазових координат $x(k+1)$, що підпорядковується нормальному (гауссівському) закону розподілу:

$$p(x) = \frac{1}{[(2\pi) |D_x|]^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(x-\vec{x})^T D_x^{-1} (x-\vec{x})}, \quad (2.1)$$

де $\vec{x}$ – вектор математичних очікувань (середніх) процесу x ;

$|D_x| = \{\delta_{ij}\}, i, j = 1, I$ – визначник матриці дисперсії процесу.

Існує деякий збудливий процес $\vec{v}$, який вважається незалежним по відношенню до $\vec{x}$ і підпорядковується теж нормальному розподілу.

Тоді теореми Дж. Дуба окреслюють можливість подання векторної гауссівської (марковської) послідовності з експоненціальною функцією кореляції $K(\tau) = \delta_x^2 \exp(-\alpha |\tau|)$ СР такого вигляду:

$$\vec{x}(k+1) = A(k+1, k) \vec{x}(k) + B(k) \vec{u}(k) + G(k) v(k), \quad (2.2)$$

де $A(k+1, k) = \{\alpha_{ij}(k)\}$ – діагональна матриця стану розмірністю $I \times J$, ненульові елементи якої $\alpha_{ij}(k)$ виражають швидкості змін (спектри флуктуацій) значень

процесів $x_i(k)$;

$B(k)$ – матриця ефективності керування $\vec{u}(k)$;

$G(k)$ – матриця дифузії процесу, елементи якої визначаються параметрами шуму збудження:

$$g_u \alpha_i T \left(\frac{\delta^2}{\alpha_i V_u} \right)^{\frac{1}{2}}, \quad (2.3)$$

де δ^2 – дисперсія i -го процесу $x_i(k)$;

T – період дискретизації за часом процесу;

$\vec{v}(k)$ – вектор білих збуджуючих послідовностей з нульовим середнім і коваріаційною матрицею;

$$\alpha_i = \frac{1}{\tau_{кор}}. \quad (2.4)$$

Швидкість зміни процесу $x_i(k)$, величина, що обернено пропорційна його інтервалу кореляції.

$$M[\vec{v}(k) \vec{v}(s)] = V(k) \delta(k-s), \quad (2.5)$$

де $V(k)$ – матриця спектральних густин потужності процесів $v(k)$.

Її діагональні члени якої характеризують нормовані дисперсії V_i збуджуючих i -х послідовностей $\delta(k-s)$ символ Кронекера.

На рисунку 2.1 продемонстровано структурну схему формування фільтра для марковського процесу.

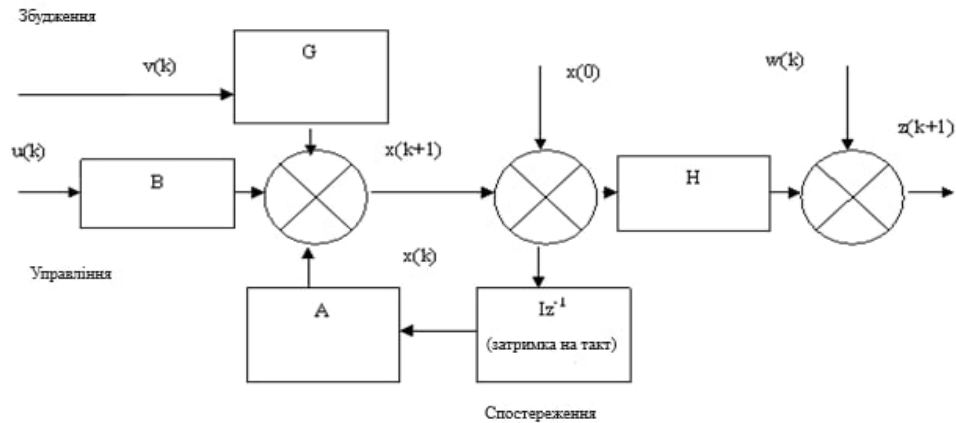


Рисунок 2.1 – Структурна схема формування фільтра
для марковського процесу

Найпростішою моделлю, що описує дискретні за станами і часом процеси, є ланцюг Маркова.

Нехай дискретній множині станів стохастичного об'єкта керування $x(k) \in X = \{1, \dots, i, \dots, J\}$ у дискретні моменти часу $k \in T = \{1, \dots, k, \dots, K\}$ відповідає кінцева множина рішень (управлінь) $u_i(k) \in U = \{1, \dots, s, \dots, S\}$.

Найпростішою моделлю, що описує ймовірностно-часовий механізм зміни дискретних за станами і часом керування випадкових послідовностей, є простий однорідний керований ланцюг Маркова.

Ланцюг задається вектором імовірностей початкових станів процесу $P(O) = \{p_i(o)\}$, матрицею однокрокових перехідних імовірностей $P^u(k/k-1) = \{p^{u_i}(k/k-1)\}$, а також періодом зміни стану марковського ланцюга $(t_k - t_{k-1} = T)$.

Простим ланцюгом називають однозв'язний ланцюг, який задовольняє марковській властивості, а однорідність ланцюга пов'язана з постійністю значень елементів матриці однокрокових перехідних імовірностей.

Для однорідної керованої марковського ланцюга ймовірність прийняття нею i -го стану на k -му кроці обчислюється наступним рекурентним рівнянням Маркова:

$$P(k) = \{p_1(k) = \left\{ \sum_{j=1}^I p_i(0) p_{ij}^u(k/k-1) \right\} P^T(0) p_{ji}^u(k/k-1),$$

$$ji=1,...,I, \quad u \in U = \{1,...,s,...,S\}, \quad (2.6)$$

$$P^u(k/k-1) = \{p_{hi}^u(k/k-1)\} = \left\{ \sum_{m=1}^I p_{im}^{k-n} p_{mj}^n \right\} = [P^u(1/0)]^k,$$

$$0 < n < k. \quad (2.7)$$

Матриця однокрокових перехідних ймовірностей на k -й крок, який визначається з рівняння Колмогорова-Чепмена:

$$\sum_{i=1}^I p_{ji} = 1, \quad \sum_i p_i = 1, \quad (2.8)$$

де $p_{ji} \geq 0, p_i \geq 0$ – умова нормування й обмеження.

Тут вектор початкових ймовірностей визначає значення ймовірностей прийняття процесом $x(0)$ стану i в нульовий момент часу, при цьому, якщо процес у момент $k-1$ прийняв стан $x(k-1)=i$, то однокрокова ймовірність переходу $p_{ji}(k/k-1)$ визначає ймовірність прийняття процесом на наступному кроці k стану j .

Встановлення характеристик марковського ланцюга зручно проводити при канонічній формі уявлення матриці однокрокових переходів:

$$P(k/k-) = \begin{vmatrix} I & O \\ R & Q \end{vmatrix}, \quad (2.9)$$

де $I = I_{(I \ S)(I \ S)}$, $O = O_{(I \ S), S}$, $R = R_{S(I \ S)}$, $Q = Q_{S, S}$ – одинична діагональна та нульова матриці, матриця переходів до поглинаючого стану, а також матриця переходів до множини неперворотних станів відповідних розмірностей;

S – загальне число станів ланцюга, число безповоротних станів, а також число поглинаючих станів, відповідно.

Фундаментальною матрицею (ФМ), що поглинає ланцюг, назвемо конструкцію:

$$N = (I - Q)^{-1},$$

де $(*)^{-1}$ – символ взяття оберненої матриці.

Фізичне значення ФМ полягає в тому, що кожен її елемент чисельно дорівнює кількості влучень процесу в даний безповоротний стан у залежності від початкового стану.

Для агрегованого марковського ланцюга елементи нової збільшеної матриці однокрокових перехідних імовірностей визначаються таким співвідношенням:

$$p^{(x)}_{ij} = p_{ij} / \sum_{i'} p_{i'j}, i' = 1, I', I \subset I. \quad (2.10)$$

Час зміни станів $T(n)$ нового збільшеного ланцюга також змінюється і стає дедалі більшим у порівнянні з T .

Розглянемо приклад завдання дискретного стану та часу процесу ланцюгом Маркова.

Нехай апроксимуючий процес збільшеної матриці задано вектором імовірностей початкових станів $\vec{P}(0) = \{p_{ij}(0)\} = (1 \ 0)^T$ разом із матрицею однокрокових перехідних імовірностей

$$P(1/0) = \begin{vmatrix} P_{11}(1/0) & p_{12}(1/0) \\ p_{21}(1/0) & p_{22}(1/0) \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 0.7 & 0.3 \\ 0.6 & 0.4 \end{vmatrix}. \quad (2.11)$$

Обчислимо покрокові вектори ймовірностей стану збільшеної матриці шляхом використання рівняння Маркова та Колмогорова-Чепмена.

$$\vec{P}(k) = \vec{P}^T(0) p^k(1/0). \quad (2.12)$$

Спершу визначимо однокрокові матриці переходу на другому, третьому і четвертому кроках відповідно:

$$P(2/1) = P(1/0)P(1/0) = \begin{vmatrix} 0.7 & 0.3 \\ 0.6 & 0.4 \end{vmatrix} \begin{vmatrix} 0.7 & 0.3 \\ 0.6 & 0.4 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 0.67 & 0.33 \\ 0.66 & 0.34 \end{vmatrix}; \quad (2.13)$$

$$P(3/2) = P(1/0)P(2/1) = \begin{vmatrix} 0.7 & 0.3 \\ 0.6 & 0.4 \end{vmatrix} \begin{vmatrix} 0.67 & 0.33 \\ 0.66 & 0.34 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 0.667 & 0.333 \\ 0.666 & 0.334 \end{vmatrix}; \quad (2.14)$$

$$P(4/3) = P(1/0)P(3/2) = \begin{vmatrix} 0.7 & 0.3 \\ 0.6 & 0.4 \end{vmatrix} \begin{vmatrix} 0.667 & 0.333 \\ 0.666 & 0.334 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 0.6667 & 0.3333 \\ 0.6666 & 0.3334 \end{vmatrix}. \quad (2.15)$$

Далі визначимо покрокові вектори ймовірностей станів збільшеної матриці:

$$P(1) = \vec{P}(0)P(1/0) = (1 \ 0)^T \begin{vmatrix} 0.7 & 0.3 \\ 0.6 & 0.4 \end{vmatrix} = (0.7 \ 0.3); \quad (2.16)$$

$$P(2) = \vec{P}(0)P(2/1) = (1 \ 0)^T \begin{vmatrix} 0.67 & 0.33 \\ 0.66 & 0.34 \end{vmatrix} = (0.67 \ 0.33); \quad (2.17)$$

$$P(3) = \vec{P}(0)P(3/2) = (1 \ 0)^T \begin{vmatrix} 0.667 & 0.333 \\ 0.666 & 0.334 \end{vmatrix} = (0.667 \ 0.333); \quad (2.18)$$

$$P(4) = \vec{P}(0)P(4/3) = (1 \ 0)^T \begin{vmatrix} 0.6667 & 0.3333 \\ 0.6666 & 0.3334 \end{vmatrix} = (0.6667 \ 0.3333). \quad (2.19)$$

Проаналізувавши результати, можемо стверджувати, що значення компонент покрокових векторів імовірностей досить швидко встановлюються, прагнучи до так званих «фінальних» можливостей. Це ключова властивість ергодичних (однорідних) ланцюгів Маркова. Властивість ергодичності визначається через наявність у ланцюзі одного класу сполучених станів.

Таким чином, при k , що прагне до ∞ -ти, ергодичний ланцюг стає стаціонарним, а протягом часу, що залишився, він перебуває в перехідному стані. Крім того, для ергодичного ланцюга також можна обчислити кореляційну функцію:

$$K_x(kT) = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^I x_i x_j p(x_i, x_j, kT) - \left(\sum_{i=1}^I x_i p_i \right)^2, \quad (2.20)$$

де $p(x_i, x_j, kT) = p_i p_{ij}(kT)$ – спільна ймовірність прийняття станів процесом x у моменти часу, що є на відстані на kT ;

p_i – ймовірність прийняття процесом значення i в початковий момент часу.

Поряд із рівняннями стану повна математична модель випадкового процесу, як правило, містить рівняння спостереження за його станом, що має такий вигляд:

$$\vec{Z}(k) = H(k) \vec{x}(k) + \vec{w}(k), \quad (2.21)$$

де $\vec{Z}(k)$ – процес спостереження за процесом $x(k)$;

$H(k)$ – матриця спостереження, елементи якої визначають спосіб перетворення вимірів на значення процесу $x(k)$;

$\vec{w}(k)$ – вектор непереривнозначних гауссівських послідовностей із середнім,

рівним нулю та коваріаційною матрицею $M\left\{\vec{w}(k)\vec{w}(s)\right\}=R(k)\delta(k-s)$.

Поняття спостережливості та керованості вважаються фундаментальними поняттями теорії складних систем. Утім відомі їхні класичні визначення для детермінованих систем вимагають розвитку на випадок стохастичних телекомунікаційних систем (ТКС).

Для стохастичної лінійної динамічної системи, що описується рівняннями стану і спостереження, значення вектора стану на інтервалі $[0, k]$ може бути обчислено із заданою вірогідністю у разі виконання умов невинордженної (існування повного рангу) матриці

$$M(0, K) = \sum_{k=0}^K A^T(k/0)H^T(k)H(k)A(k), \quad (2.22)$$

де $H(k), A(k/0)$ – матриці, що мають прийнятий в роботі значення, – перевищення заданого рівня енергетичної доступності.

$$P_{kn} = \int_0^\infty w(h_{zn}^2)dh^2, \quad (2.23)$$

$$P_n \leq h_{zn, \text{доп}}^2,$$

де $h_{zn}^2, h_{zn, \text{доп}}^2$ – поточне та необхідне значення відношення сигнал / шум у каналі спостереження за n -й компонентою вектора стану;

$w(h_{zn}^2)$ – щільність розподілу ймовірностей значень h_{zn}^2 .

Відомі роботи в області керування ґрунтуються на аналізі параметрів лінійних детермінованих об'єктів керування. Їхній розвиток на випадок стохастичних ТКС окреслює існування впливів керування (функцій) $\vec{u}\left(\vec{x}, k\right)$, які визначені на часовому інтервалі $[0, K]$ і забезпечують необхідні ймовірності досягнення заданих станів ТКС, під час виконання таких умов:

$$\Gamma(0, K) = \sum_{k=1}^K A(k/k-1)B(k)B^T A^T(k/k-1), \quad (2.23)$$

$$Q(k/k-1, \vec{x}, \vec{u}) \geq Q_{mp.}(k/k-1, \vec{x}, \vec{u}), \quad (2.24)$$

де $\Gamma(0, K)$ – матриця Грама, невідроджена якої окреслює необхідні умови керування;

$Q(k/k-1, \vec{x}, \vec{u}), Q_{mp.}$ поточні та необхідні значення ймовірностей переходу ТКС з одного стану до іншого.

Для безперервнозначних процесів ІТКМ достатні умови управління формулюються відповідно до перехідних щільностей розподілу ймовірностей значень цих процесів.

2.1.1 Методи опису об'єктів

Характеристикою нечіткої множини стає функція приналежності (Membership Function). Позначимо її через $MF_c(x)$ – ступінь приналежності до нечіткої множини C , що трактується як узагальнене поняття характеристичної функції звичайної множини.

До того ж нечіткою множиною називається множина впорядкованих пар виду $C = \{MF_c(x)/x\}$, $MF_c \in [0 \ 1]$. Значення $MF_c(x) = 0$ позначає відсутність приналежності до множини, 1 – повну приналежність.

Перетин двох нечітких множин (нечітка "І"):

$$A \cap B : MF_{AB}(x) = \min(MF_A(x), MF_B(x)). \quad (2.25)$$

Об'єднання двох нечітких множин (нечітка "АБО"):

$$A \cap B : MF_{AB}(x) = \max(MF_A(x), MF_B(x)). \quad (2.26)$$

У теорії нечітких множин розроблено загальний підхід до виконання операторів перетину, об'єднання та доповнення, що реалізується в так званих трикутних нормах і конормах.

Наведені вище реалізації операцій перетину й об'єднання є найбільш поширеними випадками t -норми та t -конорми. Для опису нечітких множин вводяться поняття нечіткої змінної та лінгвістичної.

Нечітка змінна описується набором (N, X, A) , де N позначає назву змінної, X^0 – універсальну множину (область міркувань), A^0 – нечітку множину на X .

Значенням лінгвістичної змінної можуть виступати нечіткі змінні, іншими словами, лінгвістична змінна знаходиться на більш високому рівні, ніж нечітка змінна. Кожна лінгвістична змінна містить у собі:

- назву;
- множину власних значень, яку також називають базовою терм-множиною T . Елементи базової терм-множини є назвами нечітких змінних;
- універсальну множину X ;
- синтаксичне правило G , за яким генеруються нові терми із використанням слів природної або формальної мови;
- семантичне правило P , яке кожному значенню лінгвістичної змінної ставить у відповідність нечітку підмножину множини P .

Наприклад, розглянемо таке нечітке поняття, як йти «ліворуч». Це і буде назвою лінгвістичної змінної. Сформуємо для неї базову терм-множину, яка складатиметься з трьох нечітких змінних: «Близько», «Норма», «Далеко» і задамо область міркувань у вигляді $X = [0,1; 0,2]$ (метра).

Наостанок, що залишилося зробити – побудувати функції належності для кожного лінгвістичного терма з базової терм-множини T .

Є понад десяток типових форм кривих для задання функцій приналежності. Найпоширенішими стали: трикутна, трапецеїдальна та гауссівська функції приналежності.

Трикутна функція приналежності окреслюється трійкою чисел (a, b, c) , а її значення в точці x обчислюється відповідно до виразу:

$$MF(x) = \begin{cases} 1 - \frac{b-x}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 1 - \frac{x-c}{c-b}, & b \leq x \leq c \\ 0, & \text{в інших випадках} \end{cases} \quad (2.26)$$

де при $(b-a)=(c-b)$ маємо випадок симетричній трикутній функції приналежності, яку можна однозначно задати двома параметрами з трійки (a, b, c) .

За аналогією для задання трапецеїдальна функції приналежності необхідна четвірка чисел (a, b, c, d) :

$$MF(x) = \begin{cases} 1 - \frac{b-x}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ 1 - \frac{x-c}{d-c}, & c \leq x \leq d \\ 0, & \text{в інших випадках} \end{cases} \quad (2.27)$$

де при $(b-a)=(d-c)$ трапецеїдальна функція приналежності набуває симетричного виду.

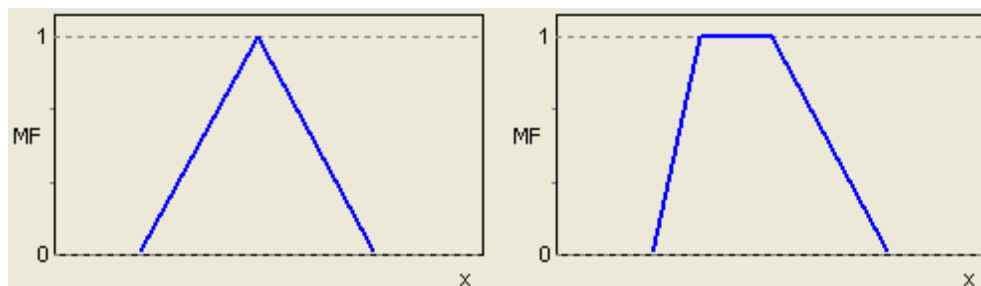


Рисунок 2.2 – Типові лінійні функції приналежності

Функція приналежності гауссівського типу описується формулою й оперує двома параметрами:

$$MF(x) = \exp\left[-\left(\frac{x-c}{\delta}\right)^2\right]. \quad (2.27)$$

Параметр c позначає центр нечіткої множини, а параметр δ відповідає за крутизну функції.

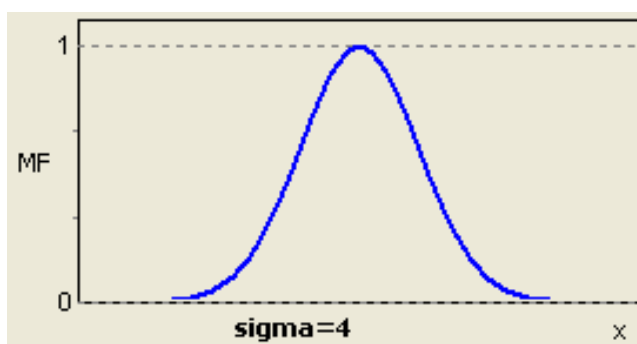


Рисунок 2.3 – Гауссівська функція приналежності

Сукупність функцій приналежності для кожного терма з базової термножини T , як правило, зображуються на одному графіку разом.

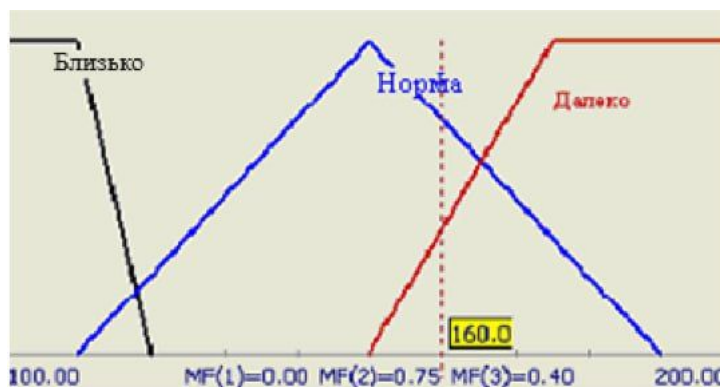


Рисунок 2.4 – Опис лінгвістичної змінної «Рух ліворуч»

Кількість термів у лінгвістичній змінній зрідка перевищує семи. За основу для проведення операції нечіткого логічного висновку виступає база правил, яка містить нечіткі висловлювання у формі «якщо щось» і функції приналежності для відповідних лінгвістичних термів. Зважаючи на це необхідно дотримуватися таких умов:

– наявність хоча б одного правила для кожного лінгвістичного терма вихідної змінної;

– для будь-якого терма вхідної змінної існує хоча б одне правило, в якому цей терм використовується як передумова (ліва частина правила);

В іншому разі має місце неповна база нечітких правил.

Нехай у базі правил є m правил виду:

$$R_1 \text{ якщо } x_1 \text{ це } A_{11} \dots I \dots x_n \text{ це } A_{1n}, \text{ ТО } y \text{ це } B_1,$$

$$R_i \text{ якщо } x_1 \text{ це } A_{i1} \dots I \dots x_n \text{ це } A_{in}, \text{ ТО } y \text{ це } B_i,$$

$$R_m \text{ якщо } x_1 \text{ це } A_{m1} \dots I \dots x_n \text{ це } A_{mn}, \text{ ТО } y \text{ це } B_m,$$

де x_k , $k = 1..n$ – вхідні змінні;

y – вихідна змінна;

A_{ik} – задані нечіткі множини з функціями приналежності.

Результатом нечіткого висновку є чітке значення змінної y на базі заданих чітких значень x_k , $k = 1..n$.

У загальному випадку механізм логічного висновку складається з чотирьох етапів: уведення нечіткості (фазифікації), нечіткого висновку, композиції та приведення до чіткості, або дефазифікації (рисунок 2.5).

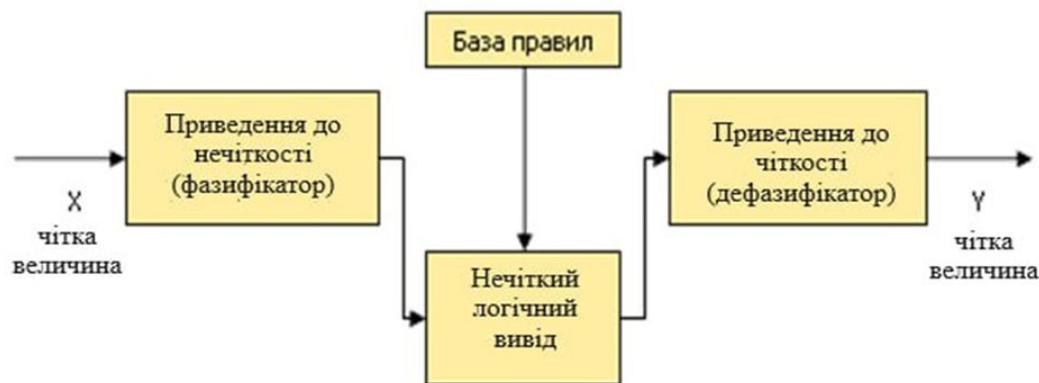


Рисунок 2.5 – Система нечіткого логічного висновку

Алгоритми нечіткого виведення розрізняються переважно видом правил, які використовуються, логічних операцій, а також різновидом методу дефазифікації. Розроблено моделі нечіткого висновку Мамдані, Сугено, Ларсена, Цукамото. Розглянемо більш докладно нечіткий висновок на прикладі механізму Мамдані (Mamdani). Це вважається найбільш поширеним способом логічного висновку в нечітких системах, в якому застосовується мінімаксна композиція нечітких множин. Зазначений механізм складається з такої послідовності дій:

- процедури фазифікації, під час якої визначають ступені істинності, тобто значення функцій приналежності для лівих частин кожного правила (передумов). Для бази правил з m правилами позначимо ступені істинності як $A_{ik}(x_k), i=1..m, k=1..n$;

- нечіткого висновку: спершу визначаються рівні «відсікання» для лівої частини кожного з правил:

$$\alpha = \min_i(A_{ik}(x_k)); \quad (2.28)$$

Далі знаходяться «усічені» функції приналежності:

$$B_i^*(y) = \min_i(\alpha, B_i(y)), \quad (2.29)$$

– композиції, або об'єднання отриманих усічених функцій, шляхом застосування максимальної композиції нечітких множин:

$$MF(y) = \max_i (B_i^*(y)), \quad (2.30)$$

де $MF(y)$ – функція приналежності підсумкової нечіткої множини;

– дефазифікації, або приведення до чіткості. Налічується кілька методів дефазифікації, зокрема метод середнього центру, або центроїдний метод:

$$MF(y) = \max_i (B_i^*(y)). \quad (2.31)$$

Геометрична сутність такого значення полягає в центрі ваги для кривої $MF(y)$. На рисунку 2.6 графічно показано процес нечіткого виведення за Мамдані для двох вхідних змінних і двох нечітких правил $R1$ і $R2$.

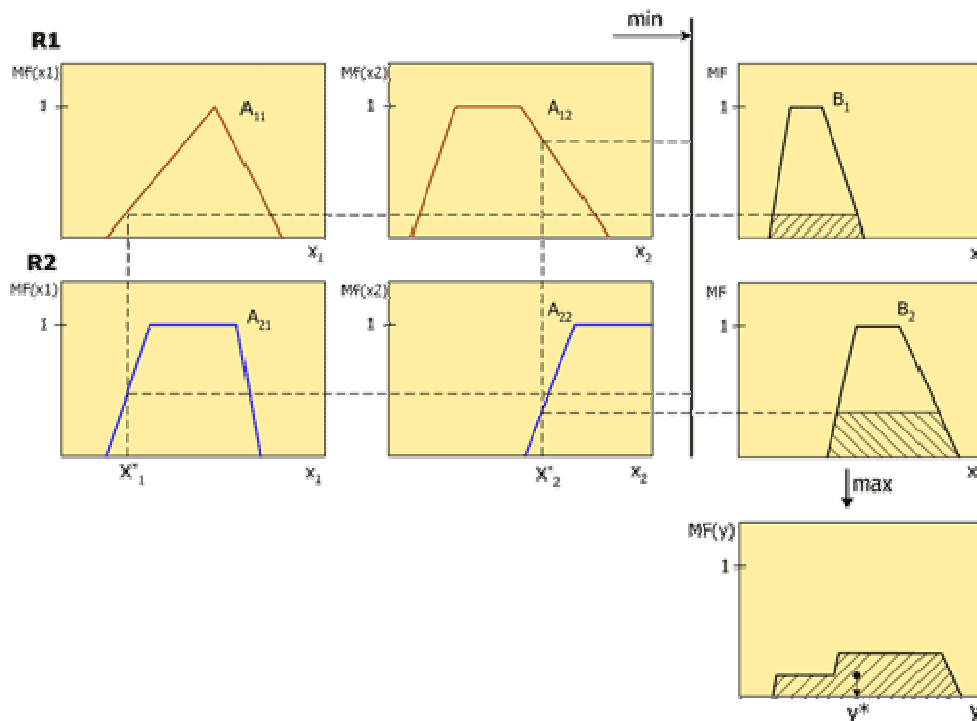


Рисунок 2.6 – Схема нечіткого виведення за Мамдані

2.1.2 Методи ідентифікації об'єктів

Сучасні методи ідентифікації розподіляють на дві ключові категорії: теоретичні та структурні методи. Якщо теоретичні методи базуються на кількісному описі ідентифікованих об'єктів сцени, то структурні ґрунтуються на використанні символічних описів і зв'язків між ними. Обидві категорії зазначених методів активно застосовуються для ідентифікації образів двовимірних об'єктів.

Найпростішим серед теоретичних методів ідентифікації об'єктів обрано метод вирішальних функцій. Метод передбачає, що до реалізації процесу ідентифікації доцільно провести процес розпізнавання (процес опису об'єкта), за результатами якого отримано на етапі навчання вектор $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ – моделі об'єкта з дійсними компонентами, де x_i – i -тий дескриптор даного об'єкта. Якщо задається M класів об'єктів $w_1, w_2, \dots, w_m$, то завданням ідентифікації буде визначити M вирішальних функцій $d_1(x), d_2(x), \dots, d_m(x)$, таких, що для будь-якого модельного вектора x , який належить класу w_i , виконуватимуться нерівності: $d_i(x) > d_j(x)$, $j = 1, 2, \dots, M, j \neq i$.

Метод дозволяє виконати робастну ідентифікацію об'єкта. Він Здебільшого цей метод застосовують для об'єктів, які між собою мало подібні. У разі близької спільності об'єктів метод може призводити до помилкової ідентифікації. Як нерівності застосовують різні їхні модифікації, що залежать від конкретної системи розпізнавання і наявних дескрипторів об'єктів.

На базі даного методу будуються кореляційні методи розпізнавання. Зауважимо, що в таких методах процедури ідентифікації та розпізнавання та об'єднуються, тобто виконується єдина процедура – пошук підобраза на значно більшому образі. Пошук підобраза реалізується шляхом обчислення коефіцієнта кореляції, який може мати вигляд відносного відхилення гістограми інтенсивностей підобраза від гістограми інтенсивностей

поточного підобраза зображення сцени. Такий метод чутливий до масштабування чи повороту.

Інший теоретичний метод – метод потенційних функцій. Спершу його було запропоновано для розв’язання завдань навчання ідентифікації образів. З часом цей метод узагальнили, що дозволило реалізовувати його для більш широкого кола завдань, які пов'язані з відновленням та апроксимацією функцій. Метод є подібним до описаного вище, проте він має більш високі показники якості ідентифікації об'єктів.

За основу методу обрано геометричну інтерпретацію задачі ідентифікації, що полягає у відтворенні зображень як векторів у просторі вхідних сигналів. Це дає можливість представити задачу ідентифікації звичайною задачею апроксимації. Під час навчання проявляються точки і фіксуються значення функції в цих точках. Необхідно відновити функцію у всьому просторі пропонованих значень у процесі роботи методу.

Теоретичні методи ідентифікації базуються на кількісних моделях об'єктів, які нехтують геометричними параметрами, що властиві формі об'єктів. На противагу теоретичним методам, структурні методи ідентифікації застосовують ці параметри задля опису ідентифікаційної моделі об'єкта.

Структурні методи розпізнавання образів ґрунтуються на декомпозиції об'єкта на елементарні примітиви, тобто його складові. У даних методах прийнятним стає саме застосування дескрипторів границі. Як було зазначено вище, йдеться про розбиття границі на елементарні частини, що мають власні властивості ідентифікації. Таке уявлення даних застосовується в найпростішому методі – методі підбору індексів границь.

У даному прикладі границю об'єкта представлено ланцюговим кодом. Даний код складається з відрізків границі різної спрямованості. Для процесу ідентифікації будується дерево схожості разом із матрицею схожості. Дерево схожості – це ієрархічне розбиття форм відрізків у залежності від розташування в границі об'єкта. Загальна база даних еталонних об'єктів за такої умови реалізується у вигляді шляхів слідування відрізків, складових

границі окремого об'єкта. Метод використовується в системах із дискретними датчиками позиціонування для плоских об'єктів.

До більш ресурсомістких методів ідентифікації належать синтаксичні методи. Такі методи містять у собі процеси розпізнавання (опису) та ідентифікації. Найпростішими елементами методу є описи границі об'єкта на рівні зв'язків її точок. Відповідно до цих зв'язків будуються правила відновлення границі об'єкта – граматики. Для задання еталонного об'єкта з граматик створюються пропозиції, що описують границю даного об'єкта. Розглянутий метод позитивно функціонує під час опису скелета області в базі даних еталонних об'єктів у вигляді однієї або декількох пропозицій.

Опрацьовані методи розпізнавання та ідентифікації знаходять своє застосування в різних системах технічного зору. Вони сприяють створенню гнучких перепрограмованих або самонавчальних систем розпізнавання для промислових і непромислових систем автоматизації діяльності людини в різних галузях науки і техніки.

2.2 Існуючі системи локалізації

Локалізація є універсальним прикладом робототехнічного сприйняття а її задача полягає у визначенні того, де що знаходиться. Локалізація – це одне з найбільш поширених завдань сприйняття в робототехніці, оскільки знання про місцезнаходження об'єктів і власне діючого суб'єкта є основою будь-якої успішної фізичної взаємодії.

Наприклад, роботи, що належать до типу маніпуляторів, повинні володіти інформацією про місцезнаходження об'єктів, якими вони маніпулюють. А роботи, що пересуваються в просторі, повинні визначати, де вони власне знаходяться, щоб прокладати шлях до цільових місцезнаходжень.

Існують три різновиди завдання локалізації зі складністю, що зростає. Якщо первісна поза об'єктом є відомою, то локалізація зводиться до задачі щодо відстеження траєкторії. Завдання відстеження траєкторії

характеризуються обмеженою невизначеністю. Складнішим є завдання глобальної локалізації, де початкове місцезнаходження об'єкта повністю невідомо. Завдання глобальної локалізації перетворюються на завдання з відстеження траєкторії відразу після локалізації шуканого об'єкта, проте під час їхнього розв'язання виникають до того ж такі етапи, коли роботу доводиться враховувати дуже широкий перелік невизначених станів. Зрештою, обставини можуть зіграти з роботом злий жарт, іншими словами, станеться «викрадення» (тобто раптове зникнення) об'єкта, котре він намагався локалізувати. Завдання локалізації в таких невизначених обставинах називається завданням викрадення. Таку ситуацію, як правило, використовують для перевірки надійності методу локалізації в украй несприятливих умовах.

З метою спрощення припустимо, що робот повільно рухається площиною, крім того, йому дана точна карта середовища (приклад подібної карти продемонстровано на рисунку 2.7). Середовище поза такого мобільного робота встановлюється двома декартовими координатами зі значеннями x у, а також його кутовим напрямком зі значенням θ , як продемонстровано на рисунку 2.7, а.

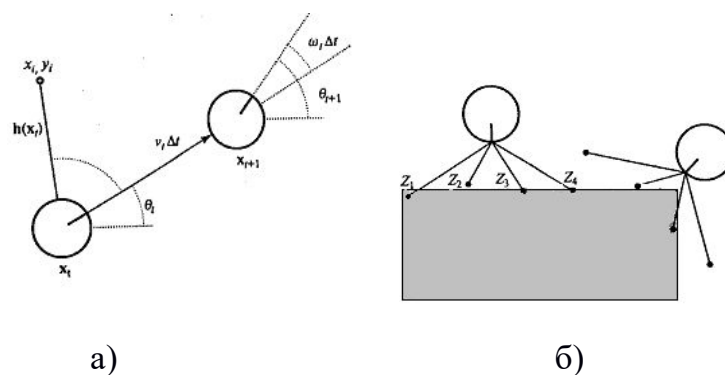


Рисунок 2.7 – Приклад застосування карти середовища: спрощена кінематична модель мобільного робота (робот показаний у вигляді кола з відміткою, що позначає передній напрям)

Якщо ці три значення будуть впорядковані у вигляді вектора, то будь-яке конкретне середовище можна визначити за допомогою співвідношення $X_t = (x_t, y_t, \theta_t)^T$.

У наведеній кінематичній апроксимації кожна дія складається з «миттєвої» специфікації двох швидкостей: швидкості перенесення v_t та швидкості обертання ω_t . Для невеликих часових інтервалів Δt груба детермінована модель руху таких роботів задається так:

$$\hat{x}_{t+1} = f(x_t, v_t, \omega_t) = x_t \begin{pmatrix} v_t \Delta t \cos \theta_t \\ v_t \Delta t \sin \theta_t \\ \omega_t \Delta t \end{pmatrix}, \quad (2.32)$$

де x_{t+1} – належить до детермінованого передбачення стану.

Безумовно, поведінка фізичних роботів є досить непередбачуваною. Така ситуація, як правило, моделюється гауссівським розподілом з середнім $f(x_t, v_t, \omega_t)$ і коваріацією $\sum_x$

$$p(x_{t+1} | x_t, v_t, \omega_t) = N(\hat{x}_{t+1}, \sum_x). \quad (2.33)$$

Розглянемо моделі сприйняття двох типів. У першій передбачається, що датчики виявляють стабільні, помітні характеристики середовища, звані як відмітки. Для кожної позначки вони повідомляють дальність й азимут. Припустимо, що стан робота визначається виразом, $x_t = (x_t, y_t, \theta_t)^T$ і він приймає інформацію про позначку, місцезнаходження якої, як відомо, визначається координатами $(x_i, y_i)^T$. У разі відсутності шуму дальність й азимут можна обчислити за допомогою простого геометричного співвідношення. Точне передбачення значень дальності й азимута можна виконати за допомогою такої формули:

$$\hat{z}_t = h(x_t) = \begin{pmatrix} \sqrt{(x_t - x_i)^2 + (y_t - y_i)^2} \\ \arctan \frac{y_i - y_t}{x_i - x_t} - \theta_t \end{pmatrix}. \quad (2.34)$$

Ще раз підкреслимо, що отримані результати вимірювань спотворені шумом. Для спрощення можна припустити наявність гауссівського шуму з коваріацією $\sum_x$

$$p(z_t | x_t) = N(\hat{z}_t | \sum_z). \quad (2.35)$$

Такі датчики виробляють вектор значень дальності $z_t = (z_1, \dots, z_M)$, У кожному з них азимути є фіксованими по відношенню до робота. За умови, що дальність поза x_t , припустимо, що z_j позначає точну відстань уздовж напрямку j -го променя від x_t до найближчої перешкоди. За аналогією до описаного раніше випадку ці результати можуть бути перекручені гауссівським шумом.

Як правило, передбачається, що похибки для різних напрямків променів є незалежними та задаються у вигляді ідентичних розподілів, тому доцільною буде така формула:

$$p(z_t | x_t) = \alpha \prod_{j=1}^M e^{-(z_j - \hat{z}_j) / 2\delta^2}. \quad (2.36)$$

На рисунку 2.7 продемонстровано приклад чотирипроменевого далекоміра і двох можливих поз робота, одну з яких можна цілком розглядати як позу, в якій були отримані результати вимірювання дальностей, котрі розглядаються, а іншу – ні. Порівнюючи модель вимірювання дальностей з моделлю відміток, можна переконатися, що перевага моделі вимірювання дальностей полягає в тому, що не вимагає ідентифікації позначки для

отримання можливості інтерпретувати результати вимірювання дальностей. Справді, як показано на рисунку 2.7, б, робот спрямований у бік стіни, котра не має характерних особливостей. З іншого боку, якби перед ним була видима відмітка, що чітко ідентифікується, то робот міг би забезпечити негайну локалізацію.

Локалізацію з використанням фільтрації частинок називають локалізацією Монте-Карло, або скорочено MCL (Monte-Carlo Localization). Алгоритм MCL є ідентичним до алгоритму фільтрації частинок, достатньо лише надати відповідну модель руху та модель сприйняття.

Ще один важливий спосіб локалізації ґрунтується на використанні фільтра Калмана. Фільтр Калмана визначається як апостеріорна ймовірність $P(x_t \vee z_{1:t}, a_{1:t-1})$ за допомогою гауссівського розподілу. Середнє цього гауссівського розподілу буде позначено μ_t , а його коваріацію – Σ . Головним недоліком використання гауссівських довірних станів є те, що вони замкнуті тільки під час використання лінійних моделей руху f , а також лінійних моделей вимірювання h . У разі нелінійних f або h результат оновлення фільтра, як правило, не буде гауссівським. Таким чином, алгоритми локалізації, в яких використовується фільтр Калмана, лінеаризують моделі руху та сприйняття. Отже, лінеаризація – це локальна апроксимація нелінійної функції за допомогою лінійної.

Застосування поняття лінеаризації для (одновимірної) моделі руху робота продемонстровано на рисунку 2.8.

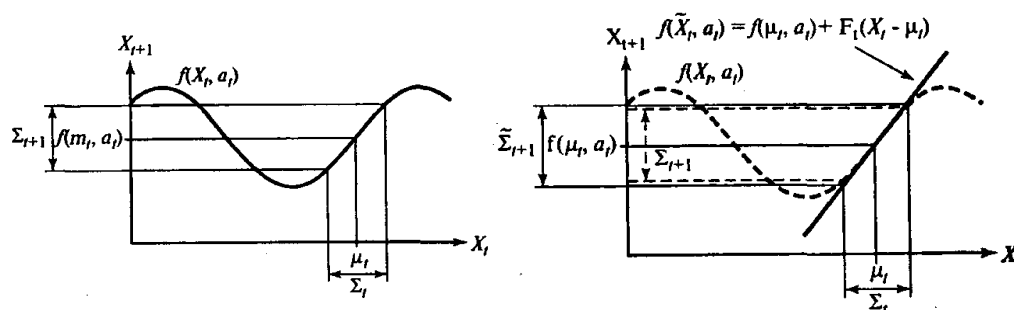


Рисунок 2.8 – Одновимірна ілюстрація лінеаризованої моделі руху

У лівій частині продемонстрована нелінійна модель руху $f(x_t, a_t)$ (параметр a_t на цьому графіку не позначений, оскільки він не має ніякого значення в даній лінеаризації). У правій частині така функція апроксимується лінійною функцією $f(x_t, a_t)$. Графік цієї лінійної функції проходить по дотичній до кривої f у точці μ_t , яка визначає середню характеристику стану під час t .

Така лінеаризація називається розкладанням у ряд Тейлора (першого ступеня). Фільтр Калмана, що лінеаризує функції f і h шляхом розкладання в ряд Тейлора, йменується розширеним фільтром Калмана.

Послідовність характеристик, отриманих роботом, який діє під керуванням алгоритму локалізації на основі розширеного фільтра Калмана, продемонстровано на рисунку 2.9.

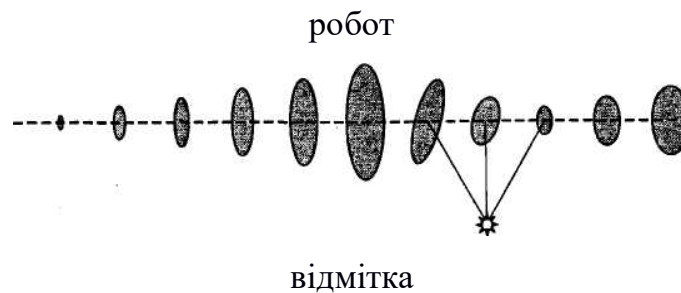


Рисунок 2.9 – Локалізація з використанням розширеного фільтра Калмана

З огляду на пересування робота невизначеність щодо визначення його місцезнаходження зростає, як продемонстровано за допомогою еліпсів похибок. Утім як тільки робот починає отримувати дані про дальність й азимут до позначки з відомим місцезнаходженням, то його похибка зменшується. Зрештою, похибка може знову зрости, як тільки робот втратить позначку з поля зору. Алгоритми EKF діють успішно, якщо позначки придатні для легкої ідентифікації. Інший варіант полягає в тому, що розподіл апостеріорних імовірностей може бути мультимодальних.

У робототехніці пошук здебільшого виконується з метою локалізації

відразу декількох об'єктів. Класичним прикладом такого завдання може бути складання карти за допомогою робота. Уявімо робота, якому не було надано карту його середовища. За цих обставин він змушений скласти таку карту самостійно. Безумовно, людство досягло приголомшливих успіхів у мистецтві зі складання карт, які описують навіть такі великі об'єкти, як уся наша планета. Зважаючи на це одне із завдань, що притаманні робототехніці, полягає у створенні алгоритмів, які дозволяють роботам розв'язати аналогічне завдання.

Завдання зі складання карти роботом зазвичай у літературі називають завданням одночасної локалізації та складання карти, позначаючи її скорочено як SLAM (Simultaneous Localization And Mapping). Робот зобов'язаний не тільки скласти карту, але і повинен зробити це, не знаючи спочатку, де він знаходиться. SLAM є одним із найбільш важливих завдань у робототехніці. Розглянемо таку версію цього завдання, в якій середовище є фіксованим. Навіть такий елементарний варіант завдання з великими труднощами піддається розв'язанню; проте становище значно ускладнюється, коли в середовищі допускається додавання змін під час переміщення по ньому робота.

З точки зору статистичного підходу завдання зі складання карти зводиться до задачі байєсівського алгоритмічного виведення, так само як і локалізація. Якщо, як і раніше, карта позначатиметься через M , а поза робота у час t – через x_t , то рівняння можна переформулювати, щоб додати дані про всю карту до виразу для апостеріорної ймовірності:

$$p(x_{t+1}, M | z_{1:t+1}, a_{1:t}) = \alpha \cdot p(z_{t+1} | x_{t+1}, M) \int p(x_{t+1} | x_t, a_t) \cdot p(x_t, M | z_{1:t}, a_{1:t-1}) dx_t. \quad (2.37)$$

З огляду на це рівняння фактично можна зробити деякі висновки: розподіли умовних ймовірностей є необхідними для додавання даних про дії та виміри власне є такими ж, як і в задачі локалізації робота. Єдина

пересторога може бути пов'язана з тим, що новий простір станів (простір усіх поз робота і всіх карт) має набагато більше вимірів. Достатньо уявити, що прийнято рішення зобразити конфігурацію всієї будівлі з фотографічною точністю. Для цього, мабуть, знадобляться сотні мільйонів чисел. Кожне число буде позначати випадкову змінну, крім того, вносити свій вклад до формування надзвичайно високої розмірності простору станів. Це завдання ще більше ускладнюватиметься через те, що робот навіть може не знати заздалегідь про те, наскільки велике його середовище M під час складання карти.

Мабуть, одним із найбільш популярних методів розв'язання задачі SLAM буде EKF. Як правило, цей метод використовується в поєднанні з моделлю сприйняття даних про характеристику і вимагає, щоб усі позначки були помітними. Під час використання для розв'язання завдання SLAM підходу, що заснований на методі EKF, розподіл апостеріорних ймовірностей знову стає гауссівським, але тепер середнє μ_t виражається у вигляді вектора з набагато більшою кількістю вимірів. У ньому представлена не тільки поза робота, але і місцезнаходження всіх характеристик (або відміток) на карті. Якщо кількість таких характеристик дорівнює n , то вектор матиме розмірність $2n+3$ (два значення необхідні для вказівки місцезнаходження позначки, а три – для вказівки пози робота). Отже, матриця Σ матиме розмірність $(2n+3) \times (2n+3)$ і таку структуру:

$$\Sigma_t = \begin{pmatrix} \Sigma_{XX} & \Sigma_{XM} \\ \Sigma_{XM}^T & \Sigma_{MM} \end{pmatrix}, \quad (2.38)$$

де Σ_{XX} – коваріація даних про позу робота, що вже розглядалася в контексті локалізації;

Σ_{XM} – матриця з розмірами $3 \times 2n$, що виражає кореляцію між

характеристиками на карті і координатами робота;

Σ_{MM} – це матриця з розмірами $2n \times 2n$, що задає коваріацію характеристик на карті, включаючи всі парні кореляції.

Тому потреба в пам'яті для алгоритмів, заснованих на методі ЕКФ, вимірюється квадратичною залежністю від n (кількості характеристик на карті), до того ж час оновлення теж визначається квадратичною залежністю від n .

Розглянемо розв'язання задачі за методом ЕКФ на графіках.

На рисунку 2.10 показано, як робот рухається в середовищі з вісьмома відмітками, розташованими в два ряди по чотири позначки кожен. Спочатку робот не має інформації про те, де знаходяться позначки. Передбачається, що кожна характеристика має інший колір, і робот може надійно відрізнити їх одну від одної. Робот починає рухатися ліворуч, у заздалегідь заданому напрямку, проте поступово втрачає впевненість у тому, чи є у нього достовірна інформація про своє місцезнаходження.

Ця ситуація показана на рисунку 2.10, а за допомогою еліпсів похибки, ширина яких зростає зважаючи на подальше пересування робота. Рухомий робот отримує дані про дальність і азимут до найближчих відміток, а такі спостереження використовуються для отримання характеристик місцезнаходження питомих відміток. Природно, що невизначеність щодо характеристики місцезнаходження цих відміток тісно пов'язана з невизначеністю локалізації робота. Зміну довірливого стану робота з огляду на те, як він просувається в своєму середовищі все далі і далі, продемонстровано на рисунку 2.10, б, в.

Важливою особливістю всіх цих характеристик (яку не так вже й легко помітити, розглядаючи наведені графічні зображення) є те, що в розглянутому алгоритмі підтримується єдиний гауссівський розподіл за всіма характеристиками. Еліпси похибок на рисунку 2.10 подаються як проекції цього гауссівського розподілу на підпростір координат робота і позначки.

Цей багатовимірний гауссівський розподіл апостеріорних ймовірностей підтримує кореляції між усіма характеристиками. Дане зауваження набуває важливого значення під час спроби зрозуміти, що відбувається на рисунку 2.10, г. На цьому рисунку продемонстровано, що робот виявляє позначку, котра була нанесена на карту раніше. У зв'язку з цим його власна невизначеність різко зменшується. Такий процес відбувається і з невизначеністю всіх інших відміток. Зазначена подія є наслідком того факту, що характеристика місцезнаходження робота разом із характеристикою місцезнаходження відміток мають високий ступінь кореляції в гауссівському розподілі апостеріорних ймовірностей. Надійне отримання знань про одну змінну (в даному випадку про позу робота) автоматично призводить до зменшення невизначеності всіх інших змінних.

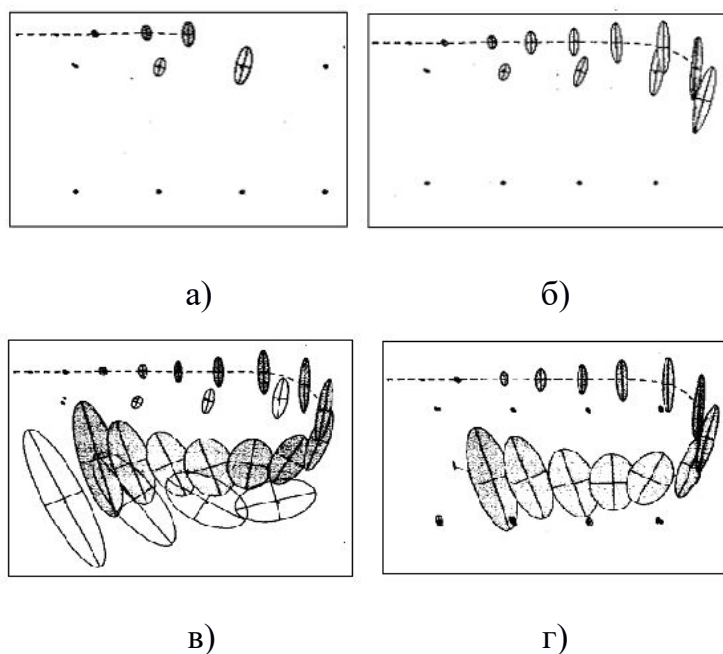


Рисунок 2.10 – Застосування методу ЕКФ для розв'язання задачі складання карти роботом

Шлях робота позначено штриховою лінією, а його характеристики власного положення – затемненими еліпсами. Вісім помітних відміток з невідомими місцезнаходженнями показані у вигляді невеликих точок, а

характеристики їхнього місцезнаходження показані у вигляді білих еліпсів: невизначеність робота щодо його позиції зростає, так само як і його невизначеність щодо зустрічних відміток; етапи, під час яких робот зустрічає нові позначки і додає їх на карту зі зростаючою невизначеністю (а-в); робот знову зустрічає першу позначку, і невизначеність усіх відміток зменшується завдяки тому, що всі ці характеристики є корельованими (г).

Алгоритм ЄКР складання карти нагадує алгоритм локалізації ЕКФ, який було описано в попередньому розділі. Ключова відмінність між ними полягає в тому, що в розподілі апостеріорних ймовірностей враховуються додаткові змінні відміток. Модель руху для відміток є тривіальною зважаючи на те, що вони не рухаються.

Отже, для цих змінних функція f стає одиничною функцією, а функція вимірювання власне залишається такою ж, як і раніше. Єдина відмінність полягає в тому, що H_t у рівнянні поновлення ЕКФ береться не тільки по відношенню до пози робота, але також і по відношенню до місцезнаходження позначки, котра спостерігалася у часі t . Результуючі рівняння ЕКФ є ще більш несамовитим за своєю складністю, ніж ті, що були сформульовані попередньо; саме з цієї причини тут ми їх опускаємо.

Проте існує ще одна складність, яка досі нами ігнорувалася, зокрема той факт, що розмір карти M заздалегідь не відомий. У зв'язку з цим не відома ще й кількість елементів в остаточній характеристиці μ_t і $\sum$. Ці дані доводиться перевизначати динамічно, зважаючи на виявлення роботом все нових і нових відміток.

Але цю проблему можна розв'язати надзвичайно просто: як тільки робот виявляє нову позначку, він додає новий елемент до розподілу апостеріорних ймовірностей. Якщо ж значення дисперсії цього нового елемента ініціалізується дуже великим числом, то результуючий розподіл апостеріорних ймовірностей стає таким же, якби робот заздалегідь знав про існування цієї позначки.

Проте не всі засоби робототехнічного сприйняття призначені для локалізації та складання карт. Крім того, роботів наділяють здібностями для сприйняття температури, запахів, акустичних сигналів тощо.

Багато з цих величин, які вимірюються, можуть піддаватися ймовірнісній характеристиці, як і при локалізації та складанні карт. Для цього потрібно лише те, щоб такими засобами характеристики став розподіл умовних ймовірностей, які характеризують еволюцію змінних стану в часі, а також інші розподіли, що описують зв'язок між результатами вимірювань і змінними стану.

Проте не всі системи сприйняття, що застосовуються в робототехніці, спираються на ймовірні уявлення. Фактично, незважаючи на те, що внутрішній стан у всіх розглянутих вище прикладах має чітку фізичну інтерпретацію, така ситуація не обов'язково спостерігається в дійсності. Наприклад, уявіть собі рухомого робота, котрий намагається перенести ногу над перешкодою.

Припустимо, цей робот діє згідно з таким правилом, де він спочатку повинен підняти ногу на незначну висоту, а потім піднімати її все вище і вище, якщо попереднє значення висоти не дозволяє уникнути зіткнення ноги з перешкодою. Ймовірно, що ця висота справді якось пов'язана з висотою і крутизною перешкоди. Проте в даному випадку висоту підйому ноги можна також розглядати як допоміжну змінну в алгоритмі роботи контролера робота, що позбавлена безпосереднього фізичного сенсу. Подібні способи подання часто застосовуються в робототехніці і цілком придатні для розв'язання певних завдань.

2.4 Висновки до другого розділу

У другому розділі приведено опис Марковських моделей представлення, розглянуто методи опису об'єктів на базі нечіткої логіки, методи ідентифікації об'єктів. Також проведено аналіз існуючих систем локалізації.

3 ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ЛОКАЛІЗАЦІЇ ВЛАСНОГО МІСЦЕЗНАХОДЖЕННЯ МОБІЛЬНОГО РОБОТА В НЕВИЗНАЧЕНОМУ СЕРЕДОВИЩІ

3.1 Модель сенсорів

Імпульсні ультразвукові далекоміри набули широкої актуальності у застосування на практиці, зокрема у питанні щодо чутливості роботів. Розглянемо принцип дії такої системи, котра працює за замкнутим циклом, а вимірювання дальності тут ґрунтується на оцінці часу запізнювання відбитого сигналу відповідно до моменту його випромінювання.

Дальність визначається за формулою:

$$r = c_0 \tau / 2 ,$$

де c_0 – швидкість поширення ультразвукових коливань, яка залежить від властивостей середовища;

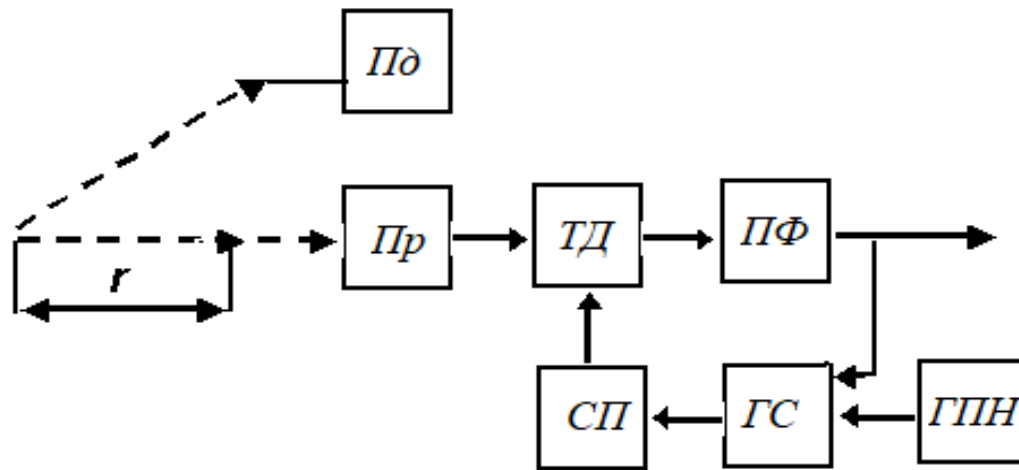
τ – час запізнювання відбитого сигналу.

Імпульси наділені тривалістю τ_l і випромінюються передавачем періодично через інтервал T_{II} .

Функціональна схема далекомірної системи продемонстровано на рисунку. 3.1.

Відбитий від об'єкта сигнал спочатку приймається, потім посилюється та детектується в приймальному пристрої і в формі відеоімпульсу подається до тимчасового дискримінатора. Цей імпульс затриманий відносно початку відліку, що збігається з моментом випромінювання, на час τ . Водночас на виході системи функціонує напруга U , котра пропорційна вже виміряним на попередніх періодах випромінювання значенням дальності r , які надходять

до схеми порівняння.



Пд – передавач; Пр – приймальний пристрій; ТД – тимчасової дискримінатор;

ПФ – підсилювальні та фільтрувальні елементи; СП – схема порівняння;

ГС – генератор стробів; ГПН – генератор пилоподібної напруги

Рисунок 3.1 – Функціональна схема далекомірної системи

На другий вхід схеми подається сигнал з ГПН, який запускається імпульсами передавача в момент їхнього випромінювання. Крім того, ГПН виробляє лінійно зростаючу напругу до моменту випромінювання наступного імпульсу, згодом процес періодично повторюватиметься. Під час порівняння пилоподібної напруги з вихідною напругою якраз і виробляється імпульс запуску генератора стробувальних імпульсів ГС, який виробляє два прямокутні імпульси, котрі розташовані симетрично щодо моменту (рисунок. 3.2, в). Якщо є помилка під час вимірювання моменту приходу відбитого імпульсу, тобто $\tau = e \neq 0$, то строби розташовуватимуться несиметрично щодо сигналу.

Наведений випадок при $e > 0$ продемонстровано на рисунку 3.2.

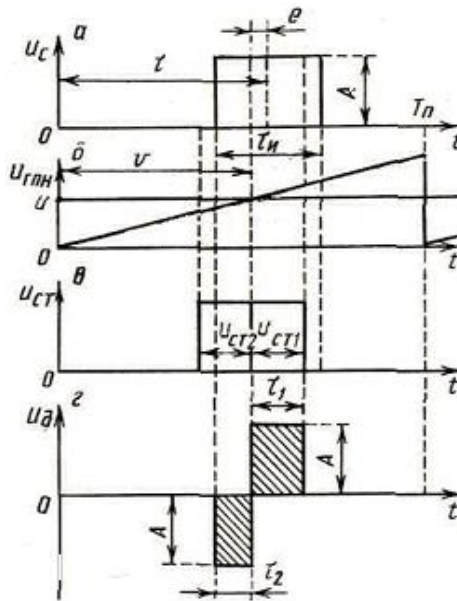


Рисунок 3.2 – Принцип обчислення далекомірної системи

ТД виробляє два імпульси однакової амплітуди, котра протилежна полярності з тривалістю τ_1 і τ_2 , пропорційних інтервалам перекриття стробів і відбитого сигналу. У разі наявності помилки e тривалість набуде виразу $\tau_1 \neq \tau_2$. Наступний фільтр виділяє середнє значення U_d імпульсного сигналу на виході дискримінатора за період повторення T . Якщо $e \neq 0$, то $\tau_1 \neq \tau_2$, отже, середнє значення сигналу не дорівнюватиме нулю. У разі зміни знака помилки e знак середнього значення зміниться теж. Середнє значення сигналу на виході тимчасового дискримінатора буде пропорційним помилці вимірювання часу запізнювання відбитого сигналу, тому йменуватиметься напругою неузгодженості. Дана напруга після посилення управлятиме зміною вихідної напруги U таким чином, щоб напруга неузгодженості прагнула до нуля. До того ж виміряне значення часу затримки прагнучиме до τ . Таким чином, вихідна напруга U буде пропорційною часу затримки відбитого сигналу, а також і дальності r до об'єкта.

Наголосимо, що система вимірювання дальності працює за замкнутим циклом і належить до систем дискретної дії, тому що носіями корисної інформації про дальність до об'єкта в ній є імпульсні сигнали.

Лазерна далекомірна система. Застосування лазерного випромінювання є особливо перспективним у системах виміру дальності щодо елементів поверхні протяжних об'єктів, оскільки оптичне випромінювання дозволяє формувати вузькі світлові пучки. Завдяки цьому світлова пляма на поверхні об'єкта виявляється невеликою, отже, вдається забезпечити високу роздільну здатність елементів поверхні.

Зважаючи на те, що вимірювані відстані в робототехніці є порівняно малими, таким чином, імпульсний метод локації при лазерному сигналі стає практично непридатним. Розроблені до теперішнього часу лазерні далекомірні системи гуртуються на фазових методах вимірювання відстаней. Такі пристрої здебільшого застосовуються в системах керування рухомими роботами з метою отримання інформації про рельєф поверхні перед цим апаратом. Розглянемо принцип дії подібної системи.

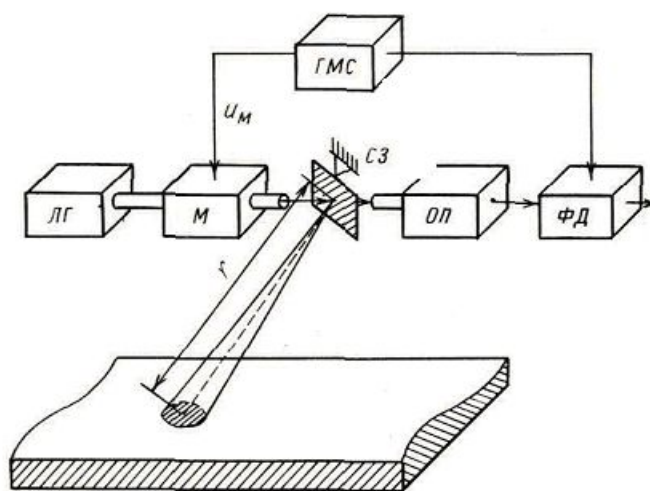


Рисунок 3.3 – Функціональна схема лазерної далекомірної системи з безперервним випромінюванням.

Лазерний генератор (ЛГ) оптичного сигналу функціонує в безперервному режимі та випромінює оптичний сигнал, який проходить через модулятор М.

У модуляторі сигнал за інтенсивністю модулюється періодичним сигналом $U_M(t) = a \cos \omega_0 t$, який виробляється генератором модулювального сигналу ГМС. Після модулятора промінь світла відбивається від сканувального дзеркала СД в напрямку елемента поверхні, відповідно до якого вимірюється дальність. Відбитий сигнал надходить до оптичного приймача ОП, а після нього як напруга $U_0(t) = b \cos \omega_0(t - \tau)$ подається до фазового детектора ФД.

Фаза цієї напруги $\omega_0 \tau = \omega_0 2r / c$ пропорційна дальності r до точки відображення (де c – швидкість світла). Вимірюючи різницю фаз між модулювальною напругою та відбитим сигналом, можна отримувати інформацію про дальність. У фазовому детекторі сигнал $U_0(t)$ перемножується з квадратурною складовою сигналу, що модулює $a \sin \omega_0 t$. За результатами такого процесу отримуємо сигнал $a \sin \omega_0 t b \cos(\omega_0 t) = 0.5ab \sin(2\omega_0 t) + 0.5ab \sin$, з якого виділяється постійна складова $U = 0.5ab \sin = 0.5ab \sin(2\omega_0 / c)r$, котра залежить від вимірюваної відстані r . На рисунку 3.4. продемонстровано форму функції $U(r)$. На лінійній ділянці цієї залежності виникає пропорційний зв'язок між вихідною напругою та відстанню $U = ab\omega_0 r / c$.

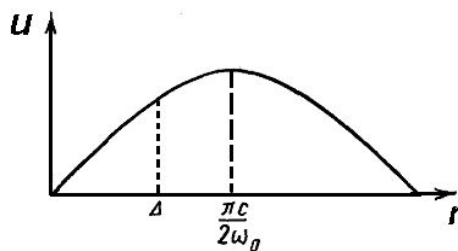


Рисунок 3.4 – Зв'язок між вихідною напругою та відстанню.

Якщо за ширину лінійної ділянки Δ прийняти інтервал, в якому функція $f(x) = \sin x$ відрізняється від лінійної функції $f(x) = x$ не більше ніж на 0,002, то отримаємо значення $\Delta = 0.13c / \omega_0$. З цієї формули підкреслюємо, що

для малих відстаней (порядку одиниць або десятків метрів), які застосовуються в робототехніці, потрібна висока частота модуляції $f_0 = \omega_0 / 2\pi$ у кілька десятків мегагерц. Це породжує певні технічні складності. Зауважимо, що вихідна напруга U є пропорційною амплітуді відбитого сигналу b , що може змінюватися в широких межах. Щоб не допустити впливу амплітуди, перед фазовим детектором розташовують обмежувач.

Опрацьована система належить до класу безперервних, які працюють за розімкненим циклом керування. Безліч різноманітних систем мають різні профілі вихідного сигналу. Через те, що не вистачає одного сенсора, доводиться мати справу з безліччю сенсорів. Необхідно уявити середовище і провести логічний висновок, чи зручно використовувати бета-коефіцієнти.

3.2 Метод кодування

Відносні розташування групи трьох орієнтирів, які мають назву L-trie, продемонстровано на рисунку 3.5. Позначені точки A, B, і C видно з двох різних положень перегляду V і V' . Ділянку цілі G обрано таким чином, щоб її було видно.

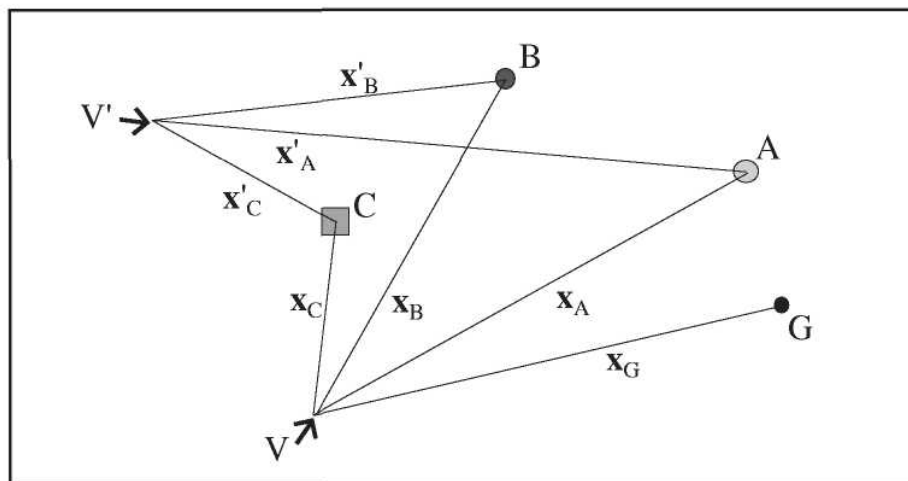


Рисунок 3.5– Відносні положення трьох орієнтирів
і цілі від двох точок зору V і V'

Координати об'єкта в егоцентричних структурах зосереджені на V і V' . Ці дві структури можна описати матрицею:

$$x_i \equiv (x'_i, y'_i, 1)^T \text{ та } x'_i \equiv (x_i, y_i, 1)^T \quad (3.1)$$

$$X \equiv (x_A x_B x_C), X' \equiv (x'_A x'_B x'_C) \quad (3.2)$$

Якщо три орієнтири є відмінними і не колінійними, тоді існує унікальний вектор $\beta = (\beta_A \cdot \beta_B \cdot \beta_C)^T$, $X\beta \equiv x_\alpha$ і $X'\beta \equiv x'_\alpha$

Іншими словами, пам'ятаючи β егоцентричні положення цілі від будь-якого нового положення щодо V , їх можна визначити лінійними сумами:

$$\begin{aligned} x'_\alpha &= \beta_A x'_A + \beta_B x'_B + \beta_C x'_C, \\ y'_\alpha &= \beta_A y'_A + \beta_B y'_B + \beta_C y'_C, \\ (1 &= \beta_A + \beta_B + \beta_C). \end{aligned} \quad (3.3)$$

Бета-вектор можна визначити безпосередньо шляхом обчислення оберненої матриці X^{-1} , $\beta = X^{-1}X\beta = X^{-1}x_G$.

Ціль містить модулі двох типів. Першим є модуль положення об'єкта, що характеризується вектором активації, Він позначає розташування в езоповій системі певних ділянок цілі та значущих орієнтирів. Активація цих модулів може бути встановлена за допомогою двох можливих способів. По-перше, для цілей та орієнтирів, які є видимими, системи датчиків виділяють відомі об'єкти, а також визначають їхнє положення в поточній езоповій системі структур. По-друге, для об'єктів поза поточної області уявлення може бути визначена активація. Другий тип складають β -коефіцієнти. Така модель приймає на вході сигнали від трьох складових об'єкта й адаптує відповідні вагомості зв'язків (β -коефіцієнти). На рисунку 3.6 наведено приклад цієї архітектури, де продемонстровано β -коефіцієнт G/ABC , який отримує

положення орієнтирів А, В, і С, і цілі G на вході. Коли всі три орієнтири разом із ціллю є видимими, то модуль може адаптувати вагомість $(\beta_A \ \beta_B \ \beta_C)$, щоб зменшити невідповідність (x, y, z) , і вектором цілі $x_G \ y_G \ 1$. Коли три спостережуваних вузла (А, В, і С) стають активними, а положення цілі G є не визначеним, то егоцентричну характеристику стану G можна обчислити. Щоб адаптувати вагомість β градієнтним спуском, застосовують відповідне правило для модернізації при кожній ітерації ваги β_i від об'єкта i^m

$$\Delta\beta_1 = \alpha[(x_G - x)x_1 + (y_G - y)y_1 + (1 - z)] \quad (3.4)$$

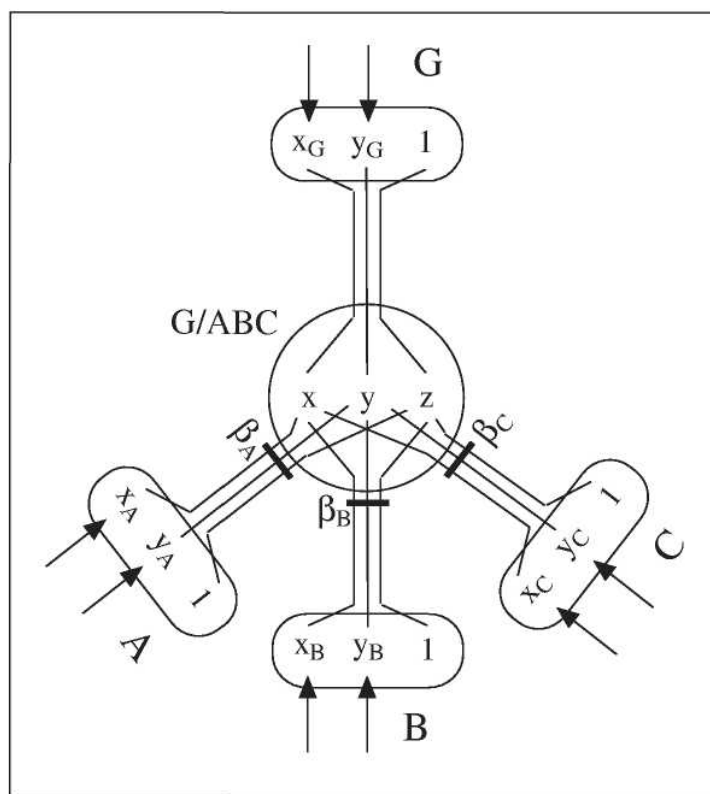


Рисунок 3.6 – β – коефіцієнти G / ABC, для обчислення положення цілі G щодо трьох одиниць об'єкта для орієнтирів А, В, і С

Розглянемо орієнтир в L-тріє ABC. Перпендикуляр на лінію BC визначає одну з трьох осей структури координати, що вироблена просторовою конфігурацією з трьох реплік. Для даного положення цілі G коефіцієнт h_A відповідно до орієнтира A стає проектуванням G на цю вісь.

Іншими словами, β_A – це відношення двох перпендикулярів $h_G h_A$ (або еквівалентне відношення області трикутників GBC і ABC).

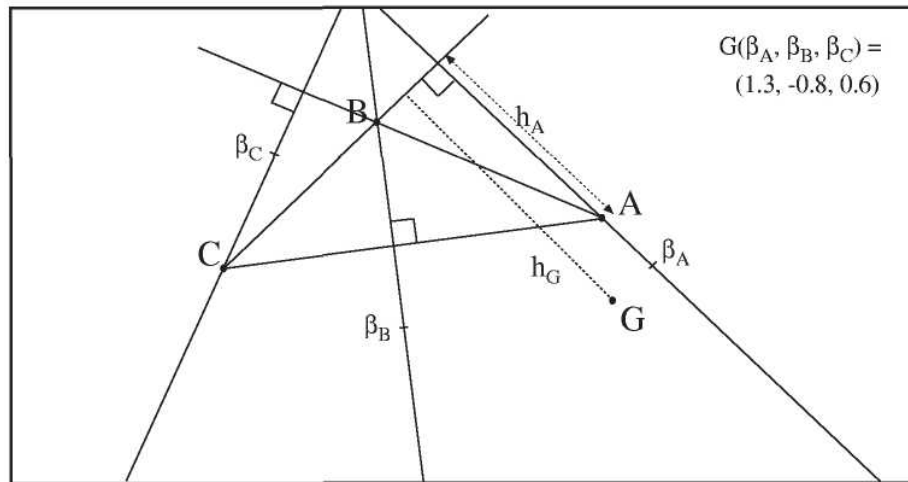


Рисунок 3.7 – Кодуємо положення цілі (G) щодо центру координації структури, визначену трьома орієнтирами A , B , та C

Ця система кодування фактично робить запис спорідненим швидше за метричні просторові відношення, отже, виникає інший термін для коефіцієнтів – споріднені координати. Втім, припускаючи, що агент виявляє метричні егоцентричні просторові відношення згідно з каліброваним ступенем Евкліда, метричні відношення відновлюватимуться від запасної моделі.

Важлива проблема, що виникає під час застосування β -кодування методу з відомими даними, полягає в тому, що просторова домовленість посилення і цільових орієнтирів має виявлені значні помилки в β -коефіцієнті та в будь-якій подальшій характеристиці положення цілі.

Наприклад, якщо всі орієнтири в L-trie помилкові групи точно по лінії, то матриці X будуть винятковими і β -коефіцієнти для будь-якої цілі будуть невизначені. У цілому значні групи, що приблизно є колінарними, також вироблятимуть великі помилки, коли обчислювальні положення вказані. Положення цільового орієнтиру за L-trie – також суттєво покращені характеристики, котрі отримані, коли ціль перебуває всередині L-trie. Характеризувати коваріації помилок у β -коефіцієнтах важче через нелінійні зв'язки під час їхнього обчислення. Втім існує простий евристичний спосіб, який є ефективним під час ідентифікації зазначених конфігурацій. Безумовно, значення вектора β -коефіцієнта може використовуватися, щоб вказати можливу величину помилки в обчислювальному положенні цілі. Це можливо тому що, як показано нижче, компонент помилки, що змінюється зі зміною орієнтирів, обчислений вагомістю характеристик β -векторних кодувань з більшими векторами, буде, в середньому, мати відносно великі помилки при наявності перцепційного шуму. Ця техніка реалізує декілька припущень про структуру перцепційних даних, тому повинна застосовуватись поперек діапазону шумових розподілів. Наступні підрозділи розглядають походження евристичного, і пропонують як той, що покращує точність β -кодування.

Щоб дослідити відносну стабільність різних вказаних конфігурацій, проаналізовано відношення між сприйняттям помилки в спостережуваних вказаних положеннях і помилки в цільовому положенні. Щоб пояснити шум у перцепції системи, обидва вирази у рівнянні розширені, щоб показати помилки. Таким чином:

$$x_G \delta x_G = (X + \delta X)(\beta + \delta \beta), \text{ і } x'_G + \delta x'_G (X' + \delta X')(\beta + \delta \beta). \quad (3.5)$$

Пропорційні помилки $\delta X, \delta x_G / \delta X'$ зачіпають обчислену помилку $\delta x'_G$ в характеристиці цільового положення. Передусім звернемо увагу, що матриця XX'^{-1} представляє координату, перетворюючи її, створює X і X' .

Два методи положення цілі без шуму пов'язані тому:

$$x'_G = X' X^{-1} x_G. \quad (3.6)$$

Множення обох сторін дає таке перетворення:

$$x'_G + X' X^{-1} \beta x_G = X' X^{-1} (X + \beta X) (\beta + \delta \beta). \quad (3.7)$$

Тепер віднімаємо, щоб додати помилку до цілі:

$$\begin{aligned} \delta x'_G &= (X' + \delta X') (\beta + \delta \beta) - X' X^{-1} (X + \delta X) (\beta + \delta \beta) + X' X^{-1} \delta x_G = \\ &= (\beta X' - X' X^{-1} \delta X) (\beta + \delta \beta) + X' X^{-1} \delta x_G \end{aligned} \quad (3.8)$$

Після цього $X' X^{-1}$ стає перетворенням, яке залучає тільки обертання і переведення, що буде добре обумовлено, діючи на δx_G . Помилка у початковому ступені цільового положення, це перетворення, тому завдає обертання помилки, проте жодних змін у його значенні. З огляду на це ми можемо зробити висновок, що друга частина рівняння значною мірою не торкнеться просторової конфігурації значень. Виваження точно характеризується бета-вектором. Відповідний метод характеристики ймовірної помилки, виробленої будь-яким β -кодуванням, повинен зважати на величину β -вектора. Це трактується як Бета – евристична величина.

Аналітично вищезазначене демонструє, що β -вектор величини передбачає головний компонент цільової помилки. Ефективність дій також була схарактеризована моделюванням Монте-Карло, використовуючи одну тисячу хаотично вироблених L-trie/конфігурації. Коли багаторазові характеристики β -вектора отримано для тієї ж самої величини конфігурації, рівняння вказує, що точність буде кращою для характеристик, які є меншими за середнє спостереження. Це потребує великого механізму для об'єднання

багаторазових характеристик, яким стала б середня вагова кількість, яка дає значну кількість вагомості меншим характеристикам. Цього можна досягти шляхом застосування простої рекурсивної характеристики, заснованої за стандартом Kalman.

Ця характеристика підтримує два методи, β – поточна характеристика вектора, і скаляра c , який займає місце для характеристики різниці стандартного фільтра. Третя кількість k тимчасово обчислено для виконання кожної модернізації. З огляду на послідовність характеристик $\beta_1, \beta_2, \beta_3, k$, діють відповідні модернізації:

$$\begin{aligned}\hat{\beta}_1 &= \beta_1, \hat{\beta}_i = \hat{\beta}_{i-1} + k_i(\beta_i - \hat{\beta}_{i-1}), \\ c_1 &= |\beta_1|, c_i = (1 + \alpha)(1 - k_i)c_{i-1}, \\ k_1 &= 1, k_i = \frac{c_{i-1}}{(c_{i-1} + |\beta_i|)}.\end{aligned}\tag{3.9}$$

де α – постійна, що є або нуль або набуває невеликого позитивного значення.

Значення β було також охарактеризовано, використовуючи моделювання Монте-Карло однієї тисячі L-trie / .

Якщо є значна зміна в номері зразків, прийнятих за різні бета-одиниці, це може значно виконати відносну точність альтернативного кодування, що роблять β -значення визначає менш ефективні засоби відбору між ними.

Утім, якщо β у рівнянні набуває невеликого значення, відмінного від нуля (наприклад 0,02), тоді β буде сходиться до вагової, що керує середнім числом обраним β позначки, щоб бути пропорційним щодо очікуваної величини β -вектора. За цих обставин моделювання показали, що c може використовуватися замість індикатора точності альтернативних кодувань, який є більш значним до різновиду в здійсненні вибірки.

Метод бета-кодування може бути розширено, щоб визначити просторові відношення між точками за шириною середовища, що не поділяють ніякі загальні орієнтири. Це досягнуто шляхом побудови

відносного зв'язку з двома шарами об'єктів β -одиниці, що зберігає положення орієнтирів у певних місцевих структурах, межує L-trie групи.

Наприкінці структура робить запис відношень між багаторазовими місцевими структурами. Після того місця розташування віддалених орієнтирів можуть бути знайдені, збільшуючи локальну інформацію уявлення через цей зв'язок. Zipser і Levitt і Лотон обидва обговорили 28 методів цього типу для великомасштабної навігації, що використовує значну пару, що координує структури.

Перевага використання трьох вагомих методів, однак, полягає в тому, що після послідовності перетворень через зв'язок є знаменно простішим. Оскільки всі обчислення лінійні у спостережуваних положеннях визначень і незалежні від значного порядку, процес може бути виконаний, розповсюджуючи активацію через відносний зв'язок.

Натомість, метод вагомої пари вимагав би, зв'язку локальних одиниць обробки значно більшої складності, щоб виконувати необхідні нелінійні перетворення між структурами.

Відносний зв'язок, який кодує великомасштабну просторову модель, побудований поки у дослідженні навколишнього середовища.

Безумовно, кожен раз кроки агента, нові одиниці об'єкта, що завербовані до нижчого шару зв'язку, щоб кодувати будь-які видимі орієнтири, з якими не зіткнулися попередньо, і нові β -одиниці завербовані до верхнього шару на кожен рівень L-trie орієнтир комбінацій у наборі видимих позначок. Кожний новий β -модуль таким чином пов'язаний з чотирма одиницями об'єкта три дії рекомендацій L-trie, і четвертий орієнтир, який кодується в цій структурі L-trie. β – коефіцієнти обчислюються або матричною інверсією або відповідно до повторюваних правил градієнтного спуску як кроки агента в межах виду доречних позначок.

Приклад цього процесу вивчення для просторового середовища п'яти орієнтирів продемонстровано на рисунку 3.8 показано. З поточної точки зору,

і припущення 360° перцепційної здатності, чотири орієнтира A, B, C, і D видимі, для яких агент виробляє β -одиниці A/BCD, B/ACD, C/ABD, D/ABC.

Досліджений зв'язок продемонстровано на рисунку 3.8.

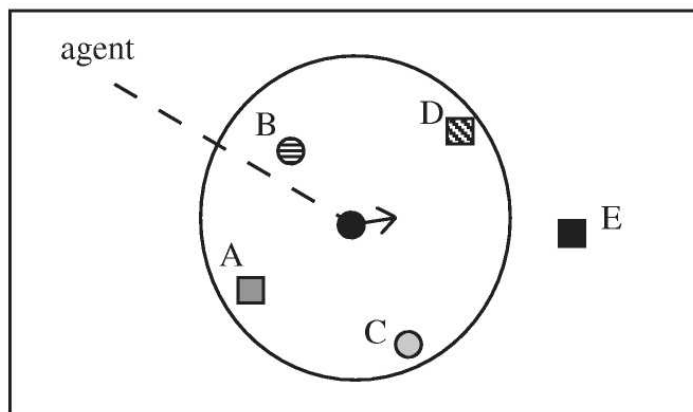


Рисунок 3.8 – Навколишнє середовище з п'ятьма орієнтирами, агент орієнтується праворуч з областю уявлення, що позначено кругом

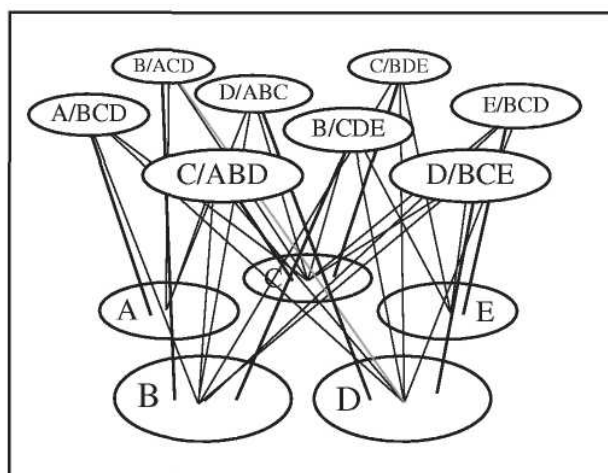


Рисунок 3.9 – Відносний зв'язок для п'ятизначного навколишнього середовища

Зв'язок складається з кола входу/продукції одиниць об'єкта і прихованого кола β -одиниці, що кодують значні перетворення в певних локальних структурах.

За даним цього зв'язку агент може визначати місце розташування будь-якого цільового орієнтиру, коли це – в межах виду будь-якої групи трьох інших.

Наприклад, якщо позначки А, В, і С видимі, і Е потрібно, то активні одиниці об'єкта зумовлять D / ABC (активізує одиницю об'єкта D) і ,отже, E / BCD , щоб дати егоцентричні розташування цілі. Метод, певна річ, робить висновок, щоб дозволити положення будь-якої ділянки цілі, що кодується відповідно до структури (рамки) L-trie, яка буде знайдена. Зверніть увагу, що уявлення, сформоване відносним зв'язком, кодує тільки локальні просторові відношення між сусідніми орієнтирами.

Отже, хоча індивідуальні орієнтири можуть кодуватися в багаторазових локальних структурах, вимоги пам'яті для будь-якого середовища потенційно $O(n)$ – пропорційні кількості орієнтирів, швидше ніж за $O(n^2)$, що мав би місце, якщо всі вагомні відношення між кожними орієнтирами пари були ймовірно підготовлені.

Наприклад, зв'язок, який продемонстровано на рисунку 3.10, граф суміжності. Зв'язки між вузлами в цьому графі відповідають β -модулям, власне вузли – структури координати L-trie (що вочевидь не представлені у відносному зв'язку). Топологічна модель перекриття на структури, що кодуються в графі суміжності, становить значну кількість абстрактного рівня уявлення, що відповідає деяким процедурам визначення шляху.

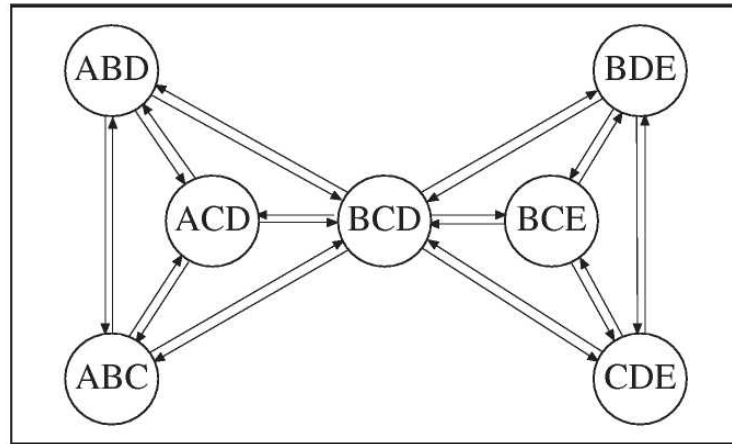


Рисунок 3.10 – L-trie граф суміжності для п'яти-значного навколишнього середовища

Грані в графі передають β – одиниці у відносному зв'язку. Хоча граф, продемонстрований тут має повністю двосторонні зв'язки, немає нічого, що властиво симетричному методу кодування.

Наприклад, було б цілком можливо кодувати відношення D/ABC, а не зміну A/BCD. Це могло виникати, якщо агент, поки переміщається середовищем, кодує положення орієнтирів попереду тих, що це вже проходять, але не навпаки.

Ця властивість узгоджує механізм картографії зі спостереженнями асиметричного просторового знання людьми.

Здатність визначати напрямки і відстані до віддалених місць розташування – корисна компетентність, яка може підтримувати поведінку типу присвоєння адрес до віддаленої цілі, і переміщенню в напрямку тієї цілі з надією щодо виявлення прямолінійного маршруту.

Як було зазначено, такі характеристики не повинні бути дуже точними в порядку значного використання – здебільшого достатньо рухатися в строго правильному напрямку і потім вносити зміни під час руху.

Як зазначено вище, відносний зв'язок може обчислювати великомасштабні просторові відношення, збільшуючи характеристики локальних положень позначки.

Швидше за планування певної послідовності переходів структури, щоб визначити положення віддаленої цілі, поширення значних положень може бути помічено як паралельний процес, який активізує всі можливі β -одиниці. Іншими словами, активізуючи одиниці об'єкта видимих орієнтирів може викликати кожна β -одиниця, заснована на підборі тих орієнтирів.

Цей процес активації поширення закінчується егоцентричним характеристиками положення для орієнтирів, які є прогресивно все більш віддаленими від агента.

3.3 Висновки до третього розділу

У третьому розділі було проведено дослідження методів локалізації власного місцезнаходження мобільного робота в невизначеному середовищі. Побудовано функціональну схему далекомірної системи, розглянуто принцип обчислення таких систем.

Описано метод кодування за умови положення трьох орієнтирів і цілі від двох точок зору.

4 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ МОДЕЛІ В СИСТЕМІ MATLAB

4.1 Загальні передумови до реалізації моделі в системі MATLAB

На сьогодні комп'ютерна математика набула значної популярності й активно розвивається як прогресивний науковий напрямок на стику математики та інформатики. Програмовані мікрокалькулятори та персональні комп'ютери давно вже використовуються для математичних розрахунків. Для підготовки програм застосовувались різні універсальні мови програмування. На початку 90-х рр. на зміну їм прийшли спеціалізовані системи комп'ютера.

Система MATLAB пройшла багаторічний шлях розвитку від вузькоспеціалізованого матричного програмного модуля, що використовувався тільки на великих ЕОМ, до універсальної інтегрованої системи комп'ютерного моделювання (СКМ), котра орієнтована на масові персональні комп'ютери (ПК) і робочі станції UNIX, до того ж має потужні засоби діалогу, графіки та комплексної візуалізації.

Система MATLAB вважається добре апробованою та надійною СКМ, що розрахована на розв'язання найширшого кола математичних задач із поданням даних в універсальній (утім не нав'язується користувачам) матричній формульній математики. Система MATLAB поєднала у собі не тільки передовий досвід розвитку та комп'ютерну реалізацію чисельних методів, накопичених за останні три десятиліття, водночас і весь досвід становлення математики за всю історію людства.

Близько мільйона легально зареєстрованих користувачів вже опанували цю систему. Її охоче використовують у своїх наукових проєктах провідні університети та світові наукові центри. Simulink, супутня MATLAB програма, є інтерактивною системою для моделювання нелінійних динамічних систем. Вона реалізується як середовище, що дозволяє моделювати процес блоками діаграм на екрані та їх маніпуляцією. Simulink функціонує разом із

лінійними, нелінійними, безперервними, дискретними, багатовимірними системами.

Simulink надає зручні і прості засоби, зокрема візуальне об'єктно-орієнтоване програмування, для моделювання лінійних і нелінійних динамічних систем, водночас із безліччю інших пакетів розширення системи.

4.2 Реалізація моделі

Зважаючи на те, що під час проєктування підсистеми орієнтування МР фізично реалізований робот був відсутній як мета, варіантом для тестування модифікованого методу і розробленого алгоритму було вибрано математичне моделювання функціонування відповідної заданої специфікації інтелектуального робота в СКМ MATLAB. Зауважимо, що слід звернути особливу увагу на реальну можливість керування інтелектуальним роботом безпосередньо на основі системи MATLAB.

Основа схеми програмного кодування роботи алгоритму ґрунтується на локально доступних програмних функціях СКМ. Подібні функції зручно реалізувати за допомогою скриптової мови MATLAB, які зберігаються і виконуються як сценарії в файлах із розширенням *.m.

За основу покладено спосіб фіксації створюваних у СКМ кодів. Сесії в командному режимі роботи не зберігаються в пам'яті комп'ютера (ведення щоденника не береться до уваги). Зберігаються тільки визначення створених під час їхньої реалізації змінних і функцій. Водночас програми, написані на мові програмування MATLAB, зберігаються у вигляді текстових m-файлів. Разом із тим можуть зберігатися як цілі програми, реалізовані як файли-сценарії, так і окремі програмні модулі – функції. До того ж, підкреслимо, що програма може змінювати структуру алгоритмів обчислень в залежності від вхідних даних і даних, які виникають під час обчислень.

З погляду програміста мова програмування системи є типовою проблемно-орієнтованою мовою програмування високого рівня. Іншими

словами, це навіть мова надвисокого рівня зі складними операторами та функціями, реалізація котрих на звичайних мовах вимагала б занадто зусиль і часу. До таких функцій належать матричні функції, функції швидкого перетворення Фур'є (ШПФ) тощо, а до операторів – оператори побудови різноманітних графіків, генерації матриць певного виду.

Мова програмування системи MATLAB під час розробки відображається такими засобами:

- даними різного типу;
- константами і змінними;
- операторами, зокрема операторами математичних виразів;
- вбудованими командами та функціями;
- взаємодією з користувачем;
- структурами керування;
- системними операторами та функціями;
- засобами розширення мови.

Головна складність реалізації програмно-управлінської підсистеми полягає в тому, що MATLAB не створює реалізованих кінцевих програм. Вони є лише у вигляді m-файлів. Для створення програм необхідне середовище MATLAB. Утім для програм на мові MATLAB є компілятори, що транслюють програми MATLAB на коди мов програмування C та C++. Це розв'язує завдання створення реалізованих програм, спочатку розробляються в середовищі MATLAB. Компілятори для системи MATLAB – це цілком самостійні програмні засоби, тому дана складність компенсується шляхом додаткового перекомпонування моделі, що розробляється, для кінцевої обчислювально-управлінської системи чи персонального комп'ютера.

Структура і властивості файлів-сценаріїв. Робота в командному режимі (сесія) не сприймається як програмування у повному розумінні цього слова. Зовнішнім атрибутом останнього в MATLAB стає завдання послідовності дій за програмою, записаною у вигляді m-файлу. Для створення m-файлів може застосовуватись як вбудований редактор, так і будь-який текстовий редактор,

що підтримує формат ASCII. Підготовлений і записаний на диск m-файл вже є частиною системи, тому його можна викликати як з командного рядка, так і з іншого m-файлу. Є два типи m-файлів: файли-сценарії та файли-функції. Підкреслимо, що під час свого створення вони проходять синтаксичний контроль за допомогою вбудованого до системи MATLAB редактора / налагоджувача m-файлів.

Файл-сценарій, який також називають Script-файлом, є просто записом серії команд без вхідних і вихідних параметрів з певною структурою:

«Основний коментар → Додатковий коментар →Тіло файлу з будь-якими виразами».

Вагомими є такі властивості файлів-сценаріїв:

- відсутність вхідних і вихідних аргументів;
- діяльність з даними затребуваної області;
- відсутність компіляції під час виконання;
- зафіксована у вигляді файлу послідовність операцій, яка повністю аналогічна до тої, що використовується в сесії.

Ключовим коментарем є перший рядок текстових коментарів, а додатковим – наступні рядки. Головний коментар виводиться під час виконання команд `lookfor` і `help ім'я_каталога`. Повний коментар виводиться під час виконання команди `help ім'я_файлу`. Це ілюструє наступний файл-сценарій:

```
% Plot with color red
% Буде графік синусоїди лінією червоного кольору
% з виведеної масштабної сіткою в інтервалі [xmin.xmax]
x = xmin: 0.1: xmax;
plot (x.sin (x). 'r')
grid on
```

Перші три рядки є коментарем, коли інші – всередині файлу. Звернемо

увагу на можливість задання коментаря російською мовою. Знак % у коментарях повинен починатися з першої позиції рядка.

В іншому разі команда `help name` не сприйматиме коментар (іноді це може бути корисним) і поверне повідомлення виду `No help comments found in-name.m`.

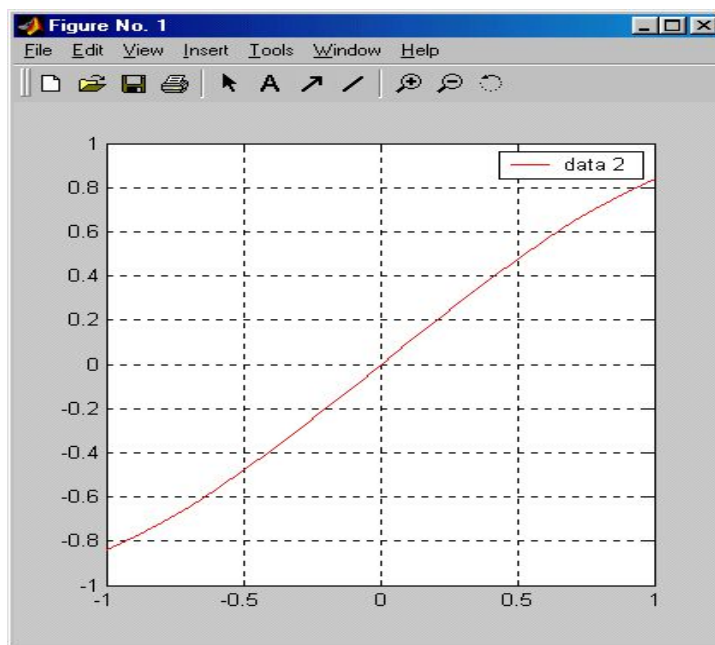


Рисунок 4.1 – Приклад роботи з файлом *.rsg

Такий файл можна запустити без попередньої підготовки. Це зводиться до задання значень змінним `xmin` і `xтах`, які використані в тілі файлу. Отже, є наслідком першої властивості файлів-сценаріїв – вони взаємодіють з даними робочої області. Змінні, що використовуються в файлах-сценаріях, є глобальними, тобто вони діють однаково в командах сесії і всередині програмного блоку, яким є файл-сценарій.

Таким чином, задані в сесії значення змінних реалізуються і в тілі файлу. Імена файлів-сценаріїв можна застосовувати як параметри функцій, тому що файли-сценарії не повертають значень.

Можемо стверджувати, що файл-сценарій є найпростішою програмою на мові програмування MATLAB (файли-сценарії неможливо

відкомпілювати, щоб виконати компіляцію їх необхідно перетворити на файли-функції).

Статус змінних у функціях. Змінні, що окреслені в списку параметрів функції, є локальними і необхідні для перенесення значень, які підставляються на їхнє місце під час активації функцій. Ця особливість змінних-параметрів добре простежується під час розбору прикладу, котрий продемонстровано на рисунку 4.2. Тут задана функція двох змінних $fun(x, y)$.

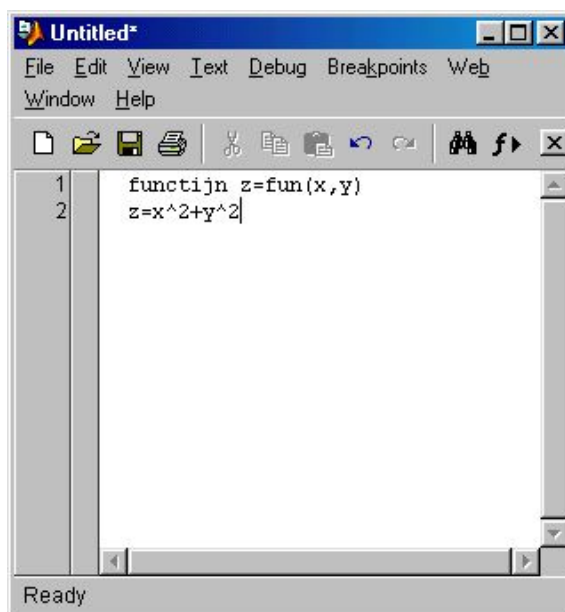


Рисунок 4.2 – Приклад дії локальних і глобальних змінних при завданні файлу-функції

У наведеному прикладі у вікні редактора реалізована функція fun двох змінних x і y , що обчислює $z = x^2 + y^2$. Оскільки змінні x і y позначено як параметри функції $fun(x, y)$, отже, вони є локальними. У прикладі поза тілом функції їм задаються нульові значення. Вочевидь під час обчислення значення $fun(2, 3)$ у тілі функції задається $x=2$ і $y=3$. Таким чином, результат $z=13$.

Утім після виходу з тіла функції змінні x і y набувають своїх вихідних значень, які рівні нулю.

Отже, ці змінні змінюють свої значення на значення параметрів функції лише локально – в межах тіла функції. Змінна z , як і будь-яка змінна, що визначена в тілі функції, теж буде локальною. Спершу її значення не визначено. У тілі функції змінна приймає значення $z=13$. А після повернення з функції, змінна z , незважаючи на її використання в тілі функції, залишається невизначеною. На це вказує повідомлення, котре виникає після спроби виведення значення змінної z .

Повернення з функції проводиться після обробки всього тіла функції, тобто у разі досягнення кінця файлу функції. Під час використання в тілі функції умовних операторів, циклів або перемикачів зрідка виникає необхідність реалізувати повернення функції раніше, ніж кінець файлу буде досягнуто. Для цього задіяна команда `return`.

У будь-якому разі результатом, який повертається функцією, є значення вихідних параметрів (у даному випадку вихідним параметром є змінна z), які присвоєні їм на момент повернення.

Однак розроблена функція має один недолік – висновок на індикацію значення $z=13$ з тіла функції, хоча після цього z залишається рівною 0. Щоб прибрати побічний ефект виведення значення z , достатньо додати знак «;» після математичного виразу, що визначає z . Отже, наша функція повинна записуватися остаточно таким чином:

```
function z = fun (x, y)
z = x ^ 2 + y ^ 2;
```

Даний приклад наочно демонструє, що пропуск будь-якого слова або навіть простого оператора (як-от знака «:») може привести до побічних ефектів, які не відразу будуть зрозумілими, і навіть неправильної роботи функції.

Програмування вимагає особливої точності та педантичності.

4.3 Розробка симулятора підсистеми

Для функціонування моделі достатньо використовувати двовимірну систему координат. Під час використання Matlab операції з графікою супроводжуються найпростішим програмним кодом на основі спеціальної скриптової мови.

Побудова графіків. Функції однієї змінної $y(x)$ набули широкого застосування в практиці математичних та інших розрахунків, а також у техніці комп'ютерного математичного моделювання. Для відображення таких функцій застосовують графіки в декартовій (прямокутній) системі координат.

При цьому, як правило, будуються дві осі – горизонтальна x і вертикальна y , а також задаються координати x і y , котрі визначають вузлові точки функції $y(x)$. Ці точки з'єднуються між собою відрізками прямих.

Під час побудови графіка реалізується лінійна інтерполяція для проміжних точок. Зважаючи на те, що MATLAB є матричною системою, сукупність точок $y(x)$ задається векторами X і Y однакового розміру.

Команда `plot` активується для побудови графіків функцій у декартовій системі координат. Така команда наділена низкою параметрів: `plot (X, Y)` – будує графік функції $y(x)$, координати точок (x, y) якої беруться з векторів однакового розміру Y і X . Якщо X або Y – матриця, відповідно будується сімейство графіків за даними, котрі містяться в колонках матриці.

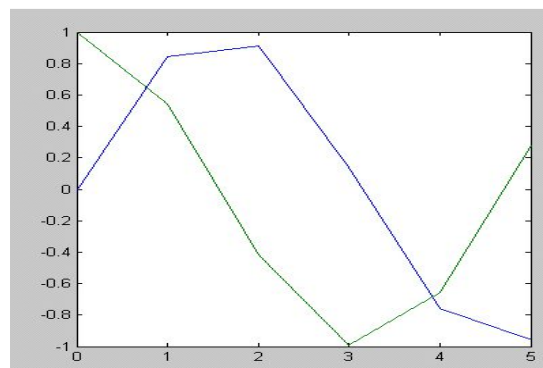


Рисунок 4.1 – Графіки двох функцій у декартовій системі координат

Наведений нижче приклад демонструє побудову графіків двох функцій – $\sin(x)$ і $\cos(x)$, значення функції яких містяться в матриці Y , а значення аргументу x зберігаються у векторі X .

`plot (Y)` – будує графік, де значення у отримуємо з вектора Y , a_i є індекс відповідного елемента. Якщо Y містить комплексні елементи, то реалізується команда `plot (real (Y). Imag (Y))`. У всіх інших випадках уявна частина даних ігнорується;

`plot (XYS)` – аналогічна до команди `plot (XY)`, проте тип лінії графіка можна задавати за допомогою термінової константи S .

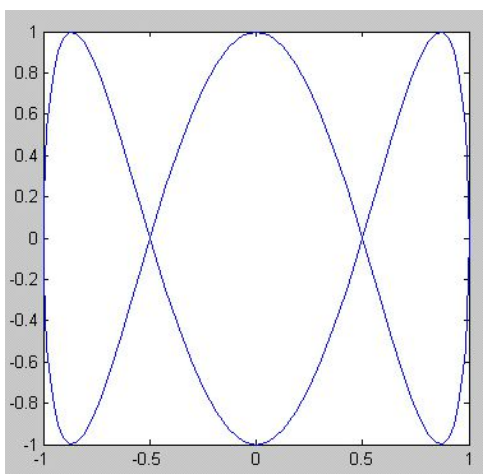


Рисунок 4.2 – Графік функції, що представляє вектор Y
з комплексними елементами

4.4 Промислова безпека та аналіз умов праці на робочому місці

Розміри лабораторії, в якій проводилась робота, складають 5×6 м. Робоче місце складається зі стола, стільця і персонального комп'ютера. У приміщенні працює 4 людини. Площа приміщення 30 м^2 , об'єм – 90 м^3 . Згідно з ДСанПиН 3.3.2.007-98 площа на одне робоче місце повинна становити не менше 6 м^2 , а об'єм – 20 м^3 . Для даного приміщення робоча площа й об'єм на одну людину відповідає нормам, оскільки в нашому випадку площа на одне робоче місце становить 10 м^2 , а об'єм – 30 м^3 .

Живлення ПК здійснюється від трифазної чотирьохпровідної електричної мережі змінного струму з глухо-заземленою нейтраллю, а також напругою 220 В, частотою 50 Гц.

Згідно з НПАОП 40.1-1.21-98 лабораторію можна віднести до категорії без підвищеної небезпеки, з огляду на те, що в приміщенні відсутні чинники, котрі викликають підвищену або особливу небезпеку.

Для створення безпечних умов праці необхідно виконати низку організаційних і технічних заходів. Згідно з НПАОП 40.1-1.32-01 для запобігання ураження людини електричним струмом у приміщенні застосовується система занулення.

Згідно з вимогами НПАОП 0.00-4.12-05 необхідно провести вступний, первинний на робочому місці, повторний, цільовий та позаплановий інструктаж. Зміст інструктажу відповідає вимогам НПАОП 0.00-4.12-05. Інструктаж фіксується в відповідних журналах із підписами інструктованих і інструктора.

Робота в лабораторії проводиться сидячи і не вимагає фізичного навантаження. Тому вона належить до категорії Ia (легкі фізичні роботи, енерговитрати до 120 ккал/год). З метою забезпечення комфортних умов для працівників та відповідно до ДСН 3.3.6.042-99 щодо відвідування встановлені наступні метеорологічні параметри:

а) для холодного періоду:

- 1) температура повітря від 22 °С до 24 °С;
- 2) вологість повітря від 40 % до 60 %;
- 3) швидкість руху повітря оптимальна до 0,1 м/с;

б) для теплого періоду року:

- 1) температура повітря від 23 °С до 25 °С;
- 2) вологість повітря від 40 % до 60 %;
- 3) швидкість руху повітря оптимальна до 0,1 м/с.

Для освітлення робочих місць і приміщення в цілому застосовується як природне бічне освітлення, так і штучне освітлення.

Приміщення з ЕОМ повинні мати природне і штучне освітлення відповідно до ДБН В.25-28-2006 «Природне і штучне освітлення». Природне світло повинно проникати через бічні світлові прорізи, зорієнтовані, як правило, на північ або північний схід, і забезпечувати коефіцієнт природної освітленості (КПО) не нижче 1,5%:

$e^{IV} = 1.35$, де $e^{IV}_{\text{норм}}$ – нормоване значення КПО для 4-го поясу світлового клімату.

Згідно з ДСН 3.3.6.037-99 рівень шуму в лабораторії не перевищує 50 дБ.

Загальний рівень штучного освітлення приміщення можна перевірити за допомогою методу питомої потужності.

Розрахункова формула методу [17]:

$$W = \frac{W_{\Sigma}}{S}, \quad (4.1)$$

де W – питома потужність, Вт/м²;

S – площа приміщення, м²;

W_{Σ} – загальна потужність освітлювальної установки, Вт, яка розраховується за формулою

$$W_{\Sigma} = W_{cv} \cdot n_{cv}, \quad (4.2)$$

де W_{cv} – потужність одного світильника, $W_{cv} = 80$ Вт;

n_{cv} – кількість світильників у приміщенні, $n_{cv} = 4$ шт.

Дане приміщення має площу 30 м², в якому розташовано шість світильників потужністю 80 Вт.

$$W_{\Sigma} = 4 \cdot 80 = 320 \text{ Вт},$$

$$W = \frac{320}{30} = 11 \text{ Вт/м}^2.$$

Табличне значення для отриманого результат освітленість складе 200 лк, коли відповідно до стандарту ДБН В.2.5-28-2006. у лабораторії освітленість повинна бути 300-500лк. Для отримання освітленості в 400 лк необхідна питома потужність 21 Вт/м².

Для поліпшення умов роботи в лабораторії необхідно в денний час застосовувати додаткове освітлення.

4.5 Висновки до четвертого розділу

У четвертому розділі виконано розробку програми для реалізації запропонованої моделі за допомогою системи MATLAB.

Під час проєктування підсистеми орієнтування мобільного робота фізично реалізований робот був відсутній, зважаючи на це для тестування модифікованого методу і розробленого алгоритму було вибрано математичне моделювання функціонування відповідно до заданої специфікації інтелектуального робота в СКМ MATLAB.

ВИСНОВКИ

Під час роботи над кваліфікаційної роботою було проаналізовано системи керування в умовах невизначеності. Розглянуті завдання, що розв'язуються підсистемою, полягають в забезпеченні мобільного робота інформацією про об'єкти та функціональні вимоги до таких підсистем.

У другому розділі приведено опис Марковських моделей представлення, розглянуто методи опису об'єктів на базі нечіткої логіки, методи ідентифікації об'єктів. Також проведено аналіз існуючих систем локалізації.

У третьому розділі було проведено дослідження методів локалізації власного місцезнаходження мобільного робота в невизначеному середовищі. Побудовано функціональну схему далекомірної системи, розглянуто принцип обчислення таких систем.

Описано метод кодування за умови положення трьох орієнтирів і цілі від двох точок зору.

У четвертому розділі виконано розробку програми для реалізації запропонованої моделі за допомогою системи MATLAB.

Під час проектування підсистеми орієнтування мобільного робота фізично реалізований робот був відсутній, зважаючи на це для тестування модифікованого методу і розробленого алгоритму було вибрано математичне моделювання функціонування відповідно до заданої специфікації інтелектуального робота у системі комп'ютерного моделювання MATLAB.

У підрозділі охорона праці створено безпечні умови праці в лабораторії, де проводились дослідження. В результаті чого були запропоновані шляхи покращення умов праці та подолання впливу шкідливих чинників на працеспроможність та результативність роботи працівників у лабораторії, що безпосередньо впливає на кінцевий результат роботи та забезпечує безпеку життєдіяльності.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Методичні вказівки з підготовки та захисту кваліфікаційної роботи здобувачами другого (магістерського) рівня вищої освіти спеціальності 174 Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка, освітньо-професійних програм: «Комп'ютерно-інтегровані технологічні процеси і виробництва», «Комп'ютеризовані та робототехнічні системи» / Упоряд. І. Ш. Невлюдов, Р. В. Артюх, В. В. Безкоровайний, Н. П. Демська, В.В.Євсєєв, О. І. Филипенко, О. М. Цимбал. Харків: ХНУРЕ, 2023. – 49 с.

2. Дипломне проектування для студентів усіх форм навчання спеціальності 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології»: навч. посіб. / за ред. І.Ш. Невлюдов, А.О. Андрусевич, О.В. Токарева, Г.В. Пономарьова. Київ, 2016. – 320 с.

3. Положення про кваліфікаційну роботу здобувача вищої освіти на другому (магістерському) рівні [Електронний ресурс] : Наказ ХНУРЕ від 06 травня 2021 р. No 143. – Режим доступу: https://nure.ua/wpcontent/uploads/Main_Docs_NURE/143-vid-06.05.2021-pro-vvedennja-v-dijurishennja-vchenoi-radi-universitetu.pdf.

4. ДСТУ 3008:2015 Інформація та документація «Звіти у сфері науки і техніки». Структура та правила оформлювання. / В. Земцева; Ю. Поліщук, канд. фіз.-мат. наук; Р. Санченко, канд. техн. наук; Л. Шрамко; А. Ямчук (науковий керівник) ДП «УкрНДНЦ» від 22 червня 2015р. № 61 з 2017-07-01.

5. Основи наукових досліджень: Навч. посібник / І.Ш. Невлюдов, Ю.М. Олександров, А.О. Андрусевич, О.О. Чала. – Кривий Ріг: Криворізький коледж НАУ, 2019. – 396 с.

6. Технічні засоби автоматизації: Підручник / І.Ш. Невлюдов, А.О. Андрусевич, О.І. Филипенко, Н.П. Демська, С.П. Новоселов. – Кривий Ріг : Криворізький коледж НАУ, 2019. – 366 с.

7. Хазіна С. А. Комп'ютерне моделювання фізичного процесу у різних програмних середовищах / С.А. Хазіна) / М-во освіти і науки України, Нац. пед. ун-т імені М. П. Драгоманова. – К. : НАУ, 2018. – С. 93–97.
9. Handbook of Industrial Robotics. 2nd ed / Ed. by S. Y. Nof. – New York: John Wiley & Sons, 2019. – 1378 p. – ISBN 978-0-471-17783-8. – P. 3-5.
10. Нариньяни А.С Програмування в обмеженнях і недовизначених моделях // Інформаційні технології №7, 2018. К., Видавництво "Машинобудування". – С. 13-22.
11. Springer Handbook of Automation / Ed. by S. Y. Nof. – Berlin: Springer
12. Карпов В. Е. «Про деякі особливості застосування недовизначених моделей в робототехніці», Зб. наукових праць.Т.1. М .: Физматлит, 2019, с. 370-532
13. Angelo J. A. Robotics: A Reference Guide to the New Technology. – Westport, Conn.: Greenwood Press, 2017. – xiv + 417 p. – ISBN 1- 57356-337-4. – P. 40.
14. Angelo J. A. Robotics: A Reference Guide to the New Technology. – Westport, Conn.: Greenwood Press, 2017. – xiv + 417 p. – ISBN 1- 57356-337-4. – P. 40. 10.
15. Невлюдов І.Ш. Виробничі процеси та обладнання об'єктів автоматизації: Підручник для студентів вищих навчальних закладів / І.Ш. Невлюдов. – Кривий Ріг: Криворізький коледж НАУ, 2017. – 444 с.
16. Невлюдов І. Ш. Техніко-економічне обґрунтування інженерних рішень в автоматизованому виробництві: Підручник / І.Ш. Невлюдов. – Кривий Ріг : Криворізький коледж НАУ, 2019 р. – 448 с.
17. Комплекс навчально-методичного забезпечення навчальної дисципліни "Організація керування умовами праці" підготовки освітнього рівня бакалавр усіх спеціальностей та усіх напрямів університету [Електронний ресурс] / ХНУРЕ; розроб.: Т. Є. Стищенко, Г. В. Пронюк, Н. М. Сердюк. – Харків, 2017. – 108 с.