

Тернопільська академія народного господарства

На правах рукопису

Коваль Василь Сергійович

УДК 681.3

**МЕТОДИ ТА АЛГОРИТМИ ПОБУДОВИ КАРТИ СЕРЕДОВИЩА
МОБІЛЬНОГО РОБОТА З ВИКОРИСТАННЯМ
ЗЛИТТЯ СЕНСОРНИХ ДАНИХ**

05.13.23 – системи та засоби штучного інтелекту

Дисертація на здобуття наукового ступеня
кандидата технічних наук

Науковий керівник:
Саченко А.О.,
д.т.н., професор

Тернопіль - 2004

ЗМІСТ

ВСТУП.....	4
1. СУЧАСНИЙ СТАН ОБРОБКИ ІНФОРМАЦІЇ СЕНСОРНИМИ СИСТЕМАМИ І ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ.....	10
1.1. Оцінка технологій сенсорного сприйняття інформації	10
1.2. Аналіз методів представлення середовища на основі злиття сенсорних даних.....	14
1.3. Порівняльна оцінка відомих засобів моделювання середовища мобільного робота.....	24
1.4. Узагальнена структура системи і постановка задачі дослідження	31
Висновки до розділу 1	36
2. РОЗРОБКА МЕТОДІВ ПОБУДОВИ КАРТИ СЕРЕДОВИЩА МОБІЛЬНОГО РОБОТА	37
2.1. Статистичний метод побудови карти середовища мобільного робота	37
2.2. Нейромережевий метод побудови карти середовища мобільного робота	45
2.3. Метод побудови карти середовища мобільного робота на основі злиття структурованого світла і відеозображення	57
Висновки до розділу 2	84
3. РОЗРОБКА АРХІТЕКТУРИ І ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СИСТЕМИ ПОБУДОВИ КАРТИ СЕРЕДОВИЩА МОБІЛЬНОГО РОБОТА	85
3.1. Архітектура системи побудови карти середовища мобільного робота	85
3.2. Структура програмного забезпечення системи побудови карти середовища мобільного робота	99
3.3. Програмні модулі елементів симуляції мобільного робота	106
Висновки до розділу 3	114
4. РЕЗУЛЬТАТИ ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНИХ ДОСЛІДЖЕНЬ І ВПРОВАДЖЕННЯ СИСТЕМИ ПОБУДОВИ КАРТИ СЕРЕДОВИЩА МОБІЛЬНОГО РОБОТА	115

4.1. Використання розроблених методів побудови карти середовища мобільного робота.....	115
4.2. Метод усунення імпульсних шумів сенсорних показів на основі злиття сенсорних даних в дистрибутивних сенсорних системах	123
4.3. Метод підвищення завадостійкості обробки сенсорних даних.....	135
Висновки до розділу 4	147
ВИСНОВКИ	148
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	150
ПЕРЕЛІК ДОДАТКІВ	164

ВСТУП

Актуальність теми. Автономні мобільні роботи (АМР) як універсальні технічні системи, що дозволяють самостійно виконувати механічні дії, є одними з найсучасніших напрямків наукових досліджень [29, 160, 164]. АМР, що наділені засобами інтелекту, застосовують у багатьох галузях, орієнтованих як на виробничо-кімнатні середовища, створені людиною, так і неструктуровані середовища, де використовують наземні, літаючі, космічні та підводні роботи [29, 18, 56]. Особливо актуальними є застосування АМР у агресивних неструктурованих середовищах, де присутність людини неможлива або шкідлива, наприклад, після техногенних катастроф, пожеж чи терористичних актів. Одне із проблемних завдань, що виникають при навігації АМР у складних неструктурованих середовищах, полягає у визначенні положень перешкод, які апіорно невідомі. Крім того, наявність у середовищі рухомих об'єктів та різноманітних змін ускладнюють використання наперед запрограмованих роботів. Такі умови функціонування АМР приводять до виникнення задачі побудови локальної карти середовища (ЛКС) як невід'ємної частини автономності прийняття рішень і адаптації до невідомого середовища [18]. Таким чином, побудова ЛКС є важливою і фундаментальною задачею функціонування АМР.

Базовими моделями представлення середовища є стохастичні [44], сіткобазовані (grid-based) [18, 44, 95, 79, 68], евристичні [44, 95, 79, 68], базовані на полярній системі координат [46] та геометричних примітивах об'єктів [5, 6, 68, 69, 33]. Проте існуючі методи мають ряд недоліків та обмежень, пов'язаних із значною обчислювальною складністю, жорстким розміщенням сенсорів, недостатньою точністю ЛКС, значною енергетичною споживаною потужністю, високою вартістю систем і неуніверсальністю застосувань. Однак функціонування АМР у реальному часі вимагає спрощення алгоритмів обробки даних, що породжує необхідність розробки досконаліших методів. Крім того, для детекції потенційних перешкод АМР використовують сенсори, що є пристроями з обмеженою точністю і підлягають впливу завад [1, 12, 52, 86]. Тому, вони дозволяють отримати лише

часткову і неточну інформацію про навколишнє середовище. Таким чином актуальною задачею є отримання точних параметрів середовища з динамічними об'єктами для АМР з допомогою методів злиття сенсорних даних (sensor fusion), що дозволяють відображати інформацію, яка не може бути отримана окремими сенсорами самостійно [1, 14, 20, 159].

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Робота виконана в рамках міжнародного науково-дослідного проекту NATO PST.CLG.978744 "Using Multisensor Fusion and Neural Network Techniques for Robot Control", (2002-2004pp.), та держбюджетних тем 0101U002359 "Алгоритми та апаратно-програмні засоби злиття сенсорних даних в інтелектуальних дистрибутивних мережах", (2000-2004pp.), 0103U007684 "Використання технології злиття сенсорних даних і нейронних мереж для управління роботом", (2003-2004pp.), в яких автор був відповідальним виконавцем, а також держбюджетної теми 0100U002790 "Розробка наукових основ створення інтелектуальних систем дистрибутивної обробки сенсорних даних з використанням нейронних мереж", (2000-2002pp.), де автор був виконавцем. Наведені науково-дослідні проекти виконувались у Тернопільській академії народного господарства.

Мета і задачі дослідження. Метою дисертаційної роботи є удосконалення існуючих та розробка нових методів побудови локальної карти середовища АМР у складних неструктурованих середовищах з використанням технології злиття сенсорних даних та програмно-апаратних засобів їх реалізації.

Для досягнення мети необхідно вирішити наступні задачі:

- аналіз відомих методів побудови ЛКС та структур АМР для визначення основних напрямів їх удосконалення;
- удосконалення та розробка методів побудови ЛКС АМР з використанням злиття сенсорних даних;
- розробка програмного та апаратного забезпечення засобів побудови ЛКС;
- налагодження та експериментальні дослідження розроблених засобів побудови ЛКС;
- верифікація удосконалених методів.

Об'єкт дослідження – система керування АМР.

Предмет дослідження – програмно-апаратні засоби побудови ЛКС АМР.

Методи дослідження – теорія штучних нейронних мереж (НМ) (для опису процесів навчання та симуляції НМ, застосованих при побудові ЛКС), методи імітаційного моделювання (для експериментального дослідження розроблених методів побудови ЛКС); методи злиття сенсорних даних; метод оцінки продуктивності обчислювальних засобів; методи системного, структурного та функціонального аналізу (для розробки архітектури підсистеми побудови ЛКС).

Наукова новизна отриманих результатів.

1. Запропоновано і розроблено методи підвищення достовірності ЛКС АМР:
 - метод побудови ЛКС, що базується на статистичній обробці показів ультразвукових (УС) та інфрачервоних (ІС) сенсорів і має меншу обчислювальну складність при одночасному підвищенні точності визначення положень перешкод;
 - нейромережевий метод побудови ЛКС у полярній системі координат шляхом злиття даних УС та ІС, який у реальному часі коректно розпізнає середовище АМР при неточних сенсорних даних та характеризується меншою алгоритмічною складністю і вищою в 1,5-4 рази точністю.
2. Розроблено метод побудови ЛКС в 3D просторі, який базується на використанні відеозображення та структурованого світла (СС) і дозволяє значно підвищити точність визначення перешкод у неструктурованому середовищі з динамічними об'єктами.
3. Запропоновано та обґрунтовано структури програмних і апаратних засобів системи керування АМР, які, на основі потоків даних і часових затримок основних модулів робота, дозволяють встановити вимоги до продуктивності компонентів побудови ЛКС.
4. Розроблено методи підвищення достовірності ЛКС, що базуються на статистичному аналізі реальних даних сенсорів та властивостях НМ і дозволяють подавляти сенсорні завади.

Практичне значення одержаних результатів полягає у тому, що розроблені методи побудови ЛКС дозволяють підвищити її точність при створенні інтелектуальних систем керування поведінкою АМР.

Зокрема, розроблені алгоритми, аналітичні вирази та програмне забезпечення, що реалізують методи побудови карти середовища, дозволяють інтегрувати дані УС та ІС і підвищити швидкість побудови ЛКС АМР в 1,5 рази. Крім того, вони є універсальнішими і легше адаптуються до апаратного і програмного забезпечення АМР Pioneer P2-DX.

Програмно реалізовані основні процедури методу побудови ЛКС з використанням СС та відеозображення, які дозволяють здійснювати аналіз положень перешкод відносно АМР у тривимірному просторі, та їх візуалізацію.

Розроблено структурні схеми програмно-апаратних засобів АМР, які дозволяють обґрунтувати вимоги щодо необхідної швидкодії програмно-апаратних засобів у відповідності до навігаційних потреб АМР.

Теоретичні і практичні результати роботи використано:

- при розробці програмних модулів підсистеми побудови ЛКС АМР Pioneer P2-DX в лабораторії "Автономних систем" університету Ла Корона, Іспанія, для безперешкодної навігації АМР при виконанні задачі розвідки території;

- при програмній реалізації модулів обробки сенсорних даних у рамках держбюджетної науково-дослідної теми "Алгоритми та апаратно-програмні засоби злиття сенсорних даних в інтелектуальних дистрибутивних мережах", які дозволяють зменшити вплив імпульсного шуму на результати аналого-цифрових перетворень методом корекції спотворених завадами сенсорних даних;

- на ВАТ Тернопільського радіозаводу "Оріон", для навігації мобільного робота СТАС-50ЛТ у центральному інструментальному складі;

- в навчальному процесі при викладанні дисциплін "Дистрибутивні системи", "Системи штучного інтелекту", "Нейромережеві технології", "Технологія автоматичного управління", "Комп'ютерні системи і мережі", "Архітектура

комп'ютерів" на кафедрі інформаційно-обчислювальних систем та управління Тернопільської академії народного господарства.

Особистий внесок здобувача. Усі теоретичні та експериментальні дослідження, розробка методів, структур, алгоритмічного і програмного забезпечення виконані автором самостійно. У працях, опублікованих у співавторстві, автору належать: розробка методу фільтрації імпульсних завад сенсорів і його програмна реалізація [59, 60, 129]; розробка і програмна реалізація алгоритмів обробки відеозображень [3, 60]; експериментальні дослідження системи навігації АМР [2, 3, 58]; аналіз сенсорної підсистеми роботів [78, 146, 162]; алгоритми злиття сенсорних даних та їх програмна реалізація [58, 162].

Апробація результатів дисертації. Результати дисертаційної роботи доповідались на 9-му та 10-му міжнародних наукових симпозиумах "Metrology and Metrology Assurance" (1999р., 2000р., Созополь, Болгарія); "International Conference on Neural Networks and Artificial Intelligence ICCNAI'99", Брест, Білорусь, 1999; на п'ятій науковій конференції Тернопільського державного технічного університету ім. І.Пулюя, Тернопіль, 2001; на 1-му та 2-му міжнародних симпозиумах "IEEE Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications" (IDAACS'2001 - Форос, 2001, IDAACS'2003 – Львів, 2003); на 11 th IMEKO TC- 4 Symposium, 6 th Euro Workshop on ADC Modelling and Testing, Лісабон, Португалія, 2001; на XIV науково-технічній конференції з участю міжнародних спеціалістів "Датчики и преобразователи информации систем измерения, контроля и управления ДАТЧИК-2002", Москва, 2002; на міжнародній конференції "2003 Spring IEEE Conference on Technology for Homeland Security", Кембридж, США, 2003; "The Sixteenth International Conference on Industrial & Engineering Applications of Artificial Intelligence & Expert Systems IEA/AIE-2003", Лафборо, Великобританія, 2003; на міжнародній науково-практичній конференції "Автоматизація виробничих процесів", Хмельницький, 2002.

Публікації. За результатами проведених наукових досліджень опубліковано 24 друковані роботи, серед них 10 статей у фахових журналах (5 з них одноосібні), 2 статті у інших наукових журналах, 1 декларативний патент, 11 доповідей в збірниках міжнародних науково-технічних конференцій.

Структура та об'єм роботи. Дисертаційна робота складається із вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних джерел із 168 найменувань та 10 додатків. Основний зміст викладений на 149 сторінках друкованого тексту.

РОЗДІЛ 1

СУЧАСНИЙ СТАН ОБРОБКИ ІНФОРМАЦІЇ СЕНСОРНИМИ СИСТЕМАМИ І ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ

Огляд літератури показує, що на сьогоднішній день виконано багато робіт по інтеграції сенсорних даних у робототехнічних системах. З метою ефективного аналізу вхідних даних, АМР повинні мати достатньо потужну модель сенсорів. В даному параграфі розглянуто основні типи сенсорних систем, які використовуються АМР для сприйняття інформації від середовища.

1.1. Оцінка технологій сенсорного сприйняття інформації

Технології, які направлені на виявлення перешкод АМР можна розділити на дві категорії: активного і пасивного сприйняття інформації [1]. Технології активного сприйняття інформації містять пристрій генерування сигналу, який відбивається від перешкод і повертається до сенсора. За рахунок визначення часу поширення сигналу, такі технології дозволяють визначати віддаль до перешкод. На відміну від них, технології пасивного сприйняття інформації, в основному, використовують попередньо освітлені або промарковані області середовища, які дозволяють визначати віддаль до перешкод за рахунок обробки зображень [1]. Нижче розглядаються характеристики основних типів сенсорів, які використовуються в робототехнічних системах.

Ультразвукові сенсори

Ультразвукові хвилі є коливаннями повітря із частотою вище 20 КГц [29, 149]. Для визначення відстані до перешкод вимірюється час між згенерованим і відбитими від перешкод ультразвуковими імпульсами. При цьому швидкість поширення ультразвукових хвиль залежить від багатьох параметрів і може бути виражена [29, 131]: $V = \sqrt{\frac{\gamma \cdot R \cdot T}{M}}$, де V – швидкість поширення звукових хвиль, γ – показник адіабати, R – універсальна газова стала, T – температура в градусах, M –

молярна маса газу. Наприклад, принцип роботи УС, які спроектовані компанією „Baumer electric” (специфікація наведена в додатку А) [43, 47], базується на п'єзоефекті - зміні геометричних розмірів керамічної або кварцової пластини при подачі на неї електричного поля і виникненні електричного заряду на поверхнях пластини при механічних діях на неї. При подачі напруги частотою 30 кГц, пластина генерує звукові хвилі такої ж частоти, які поширюються в повітрі із швидкістю ≈ 330 м/с [43, 126]. Відбитий сигнал діє на пластину і створює на її поверхні е.р.с. Таким чином, пластина працює спочатку випромінювачем, а потім приймачем ультразвукових хвиль. Діапазон вимірювань сенсора регулюється зміною потужності випромінювання. Для надійної детекції перешкоди сенсором, її розмір повинен становити 30x30 мм на відстані менше 1 м, і 100x100 мм на відстані більше 1 м.

Перевагами УС є низька ціна, малі розміри, простота використання і відносно висока лінійна точність. Недоліками УС є висока кутова невизначеність положень об'єктів в полі зору сенсора, затухання сигналу на великих відстанях і вплив температури повітря на швидкість поширення ультразвуку [1, 29]. Крім того, можливе багатократне відбивання ультразвукового сигналу від перешкод, що створює неоднозначність при побудові ЛКС. Сигнал УС також залежить від типу поверхні перешкод, яка може відбивати або поглинати ультразвукові хвилі (в останньому випадку перешкода буде невидимою для УС) [29]. В цілому, УС широко використовуються для навігації АМР. Наприклад, специфікація УС Polaroid 6500 представлена в табл. 1.1.

Таблиця 1.1.

Специфікація для трансдюсера серії Polaroid 6500

Ціна	US\$ 50
Діапазон дії	15 – 1050 см
Точність	+/- 1%
Час відповіді	2,38 мс
Потужність	0,45-9Вт
Розміри	4,225 x 9,84 см

Інфрачервоні сканери

ІС випромінює імпульс інфрачервоного світла і за допомогою параболічного приймача сприймає відбиту енергію випромінювача [1, 29]. На відміну від УС, час поширення світлового імпульсу ІС набагато менший, тому визначати його важче. Приймач дає лише інформацію про отримання відбитого імпульсу. Таким чином визначення відстані є дещо ускладненим, проте положення об'єкта визначається з високою кутовою точністю.

Переваги ІС подібні до УС і полягають у простоті використання, низькій ціні, малих розмірах, нечутливості до кольорів перешкод. Недоліками ІС є чутливість до атмосферних умов, таких як туман, дим, пил, тощо. Прикладом застосування ІС є сенсори на основі інфрачервоних діодів і позиційні детектори фірми Sharp Inc. (табл. 1.2).

Таблиця 1.2.

Специфікація інфрачервоних сенсорів від Sharp GP2D12

Ціна	US\$ 20
Діапазон дії	10см – 80 см
Роздільна здатність	+/- 0.5 см
Час відповіді	38 мс
Потужність	96,8 Вт
Розміри	44,5 мм x 18.9 мм x 13.5 мм

Радари міліметрових хвиль

Радари міліметрових хвиль (довжиною від 500 мікрометрів до 1 см), можуть використовуватись у технології активного сприйняття інформації. Швидкість поширення міліметрових хвиль відповідає швидкості світла, тому їх властивості подібні до ІС [29]. Перевагами застосування радарів міліметрових хвиль є їх нечутливість до атмосферних умов для усунення зіткнень АМР із перешкодами. Властивості радарів компанії Fujitsu Ten, Ltd наводяться в табл. 1.3.

Таблиця 1.3.

Специфікація радарів міліметрових хвиль компанії Fujitsu Ten, LTD

Вартість	US\$ 10000
Діапазон дії	5-120м
Роздільна здатність	+/- 5%
Час відповіді	100мс
Потужність	14.4Вт
Розмір	106мм x 88мм x 90мм

Лазери

Лазери використовуються як радарні пристрої, подібно до ІС [29, 47, 126]. У зв'язку із тим, що промінь лазера когерентний, він має малу кутову дисперсію. Крім того, енергія від лазера не розсіюється, що дозволяє добре визначати перешкоди на великих відстанях. Враховуючи швидкість поширення лазерного імпульсу, затримка між надісланим і отриманим сигналом є малою, тому обробка сигналу сенсорів потребує великої швидкодії. Доступні сьогодні лазерні радарні дороги і мають великі розміри, особливо ті, що мають оптичні скануючі насадки для охоплення великої території. Крім того, потужні лазери небезпечні для здоров'я людини (вважають сітківку людського ока), промені є більш чутливі до атмосферних умов порівняно з УС і ІС. Sick Optick-Electronic, Inc. розробила різні модулі лазерних випромінювачів, які часто застосовуються у робототехніці (специфікація наведена в табл. 1.4).

Таблиця 1.4.

Специфікація лазерних радарів компанії Sick Optick-Electronic, Inc.

Ціна	US\$ 5750
Діапазон	До 30 м
Роздільна здатність	10мм
Похибка детекції перешкод	+/- 0,15-4 см на інтервалі 8-20м
Час відповіді	56-13мс
Потужність	17,5Вт (макс)
Розміри	155мм x 185мм x 156мм

Відеосенсори

Бурхливий розвиток ринку периферійних мультимедійних пристроїв, вдосконалення технології виготовлення світлочутливих сенсорів привели до створення цифрових відеокамер, які використовують як світлочутливий елемент ПЗС (пристрій з зарядовим зв'язком) та КМОП (комплементарний металло-оксидний напівпровідник) матриці [29, 44, 101]. Основний принцип дії і ПЗС і КМОП сенсорів однаковий: під впливом світла у напівпровідникових матеріалах виникають носії заряду, які створюють електричний струм. Відмінність між ПЗС і КМОП сенсорами полягає перш за все у способі накопичення і передачі заряду, а також у технології перетворення його в аналоговий сигнал. Слід відзначити, що КМОП-сенсори є значно дешевшими у виробництві і широко застосовуються у Web-камерах [44]. Окрім оптичного об'єктиву і світлочутливого ПЗС- або КМОП-сенсора обов'язковими елементами Web-камер є аналого-цифровий перетворювач (АЦП), система формування кольору, підсистема компресії даних і контролер USB-інтерфейсу. Структурна схема цифрової камери на технічні характеристики Web-камер наведені в додатку А [44].

1.2. Аналіз методів представлення середовища на основі злиття сенсорних даних

Для адекватного представлення середовища необхідні апаратні та програмні реалізації систем, які отримують, обробляють та інтегрують інформацію, отриману від сенсорів. Як приклад розглянемо АМР, який використовує декілька типів сенсорів для виконання різноманітних задач і маніпуляцій.

Усі типи середовищ, що зустрічаються в задачах робототехніки, можна умовно, розділити на три категорії [18, 164]:

- до першої категорії відносяться середовища, де існує високий рівень організації або необхідний ступінь організації може бути досягнутим при порівняно невеликих затратах. Такі середовища часто зустрічаються в різних галузях машинобудівної і приладобудівної промисловості;

- до другої категорії відносяться середовища, які можна організувати необхідним чином, однак витрати на таку організацію можуть бути значними. Такі середовища часто зустрічаються, наприклад, у складальному виробництві, у деяких галузях сільського господарства, будівництві, гірничодобувній промисловості і т.п.
- у середовищах третьої категорії практично неможливо здійснити їхню організацію. Середовища цієї категорії зустрічаються в задачах дослідження дна Світового океану, поверхні планет, при автоматизації ряду процесів у сільському господарстві, при лісозаготівлях і т.д.

Для представлення середовища і перешкод у ньому АМР використовують карту з метою навігації. З огляду класів об'єктів, що знаходяться в середовищі, виділяють два типи карт. Першою є глобальна карта середовища, яка відображає статичні перешкоди, такі як стіни, архітектурні конструкції, обладнання, меблі і т.п. Вона використовується при стратегічному плануванні переміщення АМР і властива структурованим середовищам першого та другого типу. В неструктурованих або слабоструктурованих середовищах з динамічними об'єктами використовуються ЛКС, які, на відміну від глобальних, відображають стан середовища навколо АМР, обмеженого радіусом W (як правило до 5м). При цьому ЛКС будується на основі даних сенсорної підсистеми АМР і використовується на тактичному рівні АМР.

Математичні методи побудови ЛКС були представлені авторами Smith R., Self M., Cheesman P. [95], які започаткували концепцію стохастичної карти і розглядали структуру векторів як невід'ємну сутність з просторовою кореляцією між картою і АМР. Пізніше Mountarlier та Leonard [67-69, 79] започаткували евристичну технологію для зменшення складності системи коваріаційних матриць, які були запропоновані в попередньому підході. В цілому множина методів побудови ЛКС АМР, які розглядались дослідниками [22, 95], можна розділити на два класи: сітко-базовані і базовані на властивостях об'єктів. В сітко-базованих методах (grid-based) використовується 2D масив для представлення середовища. При цьому кожна комірка сітки приймає значення міри зайнятості її перешкодою. На відміну від сітко-базованих методів, методи, базовані на властивостях об'єктів

представляють структуру середовища геометричними примітивами, як множиною параметрів опису їх форми та позиції в середовищі. Детальнішу інформацію про методи представлення середовища та злиття сенсорних даних описано нижче в даному параграфі.

Статистичні методи злиття сенсорних даних

Сенсори є єдиними засобами сприйняття середовища АМР, покази яких використовуються для представлення середовища у вигляді ЛКС. В цілому тільки часткова і неточна інформація може бути отримана від реальних сенсорів, тому потрібна інтеграція багатьох результатів спостереження однієї і тієї ж сутності для розрахунку оцінки її розміщення у відповідності до робота. Задача злиття сенсорних даних (sensor fusion) є задачею комбінування багатьох вимірювань від сенсорів для отримання одного вимірюваного значення про об'єкт, його атрибути або параметри [1]. Метою злиття сенсорних даних є оптимальне комбінування різнорідних даних, яке максимізує системну продуктивність або мінімізує системні помилки у відповідності до критерію точності. Наприклад, на рис.1.1а. представлено задачу злиття сенсорних даних з трьома сенсорами S_1, S_2, S_3 [1, 15]. Вихід кожного сенсора - це вимірювання Z_i положення літака.

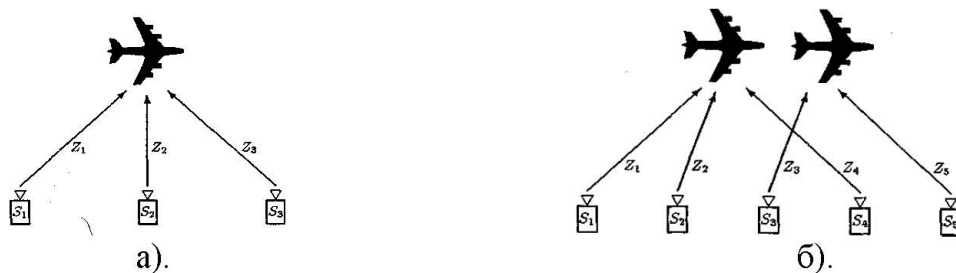


Рис. 1.1. Задача злиття сенсорних даних

Задача злиття сенсорних даних - об'єднати ці три вимірювання в єдину оцінку положення літака з врахуванням невизначеності кожного сенсора. Найпростіші приклади методів злиття сенсорних даних включають усереднення або медіанну міру показів сенсорів, проте їх коректність представлення результуючого значення не завжди достатня. Задача злиття сенсорних даних визначає задачу узгодженості (консистенції) даних системи [1, 100], вимогою якої є те, що інтегровані дані - це

вимірювання одного об'єкту. Наприклад на рис. 1.1б. метою представлення системи п'яти сенсорів є вимірювання положення єдиного літака, проте вимірювання не узгоджені, і отже вони не інтегруються, а тому вимагають додаткових припущень. Наприклад, попередній досвід може вказати, що сенсори S3 і S5 помилкові і таким чином тільки послідовні вимірювання Z_1, Z_2, Z_4 є узгоджені. Альтернативний висновок може бути таким, що є два літаки, які дуже близькі щоб їх відрізнити. Задачі консистенції і злиття сенсорних даних є низькорівневими аспектами сенсорної інтеграції, де контекст дослідження є єдиною оцінкою параметра через його багаторазові вимірювання [25, 37, 38].

Розв'язок задачі злиття сенсорних даних з використанням статистичних методів запропонував D.Dolev (DOL), який представив алгоритм Візантійського узгодження даних [8, 23, 64]. Основна ідея розв'язання цієї задачі полягає в тому, що якщо є N незалежних показів сенсорів, то допускається така кількість помилкових t показів, при яких повинна виконуватись нерівність (1.1) і кожен сенсор повинен сполучатись не менше, ніж з $(2*t+1)$ іншими сенсорами. Таким чином розглядається мережа сенсорів, які отримують покази один від одного про один і той самий об'єкт.

$$N \geq 3*t + 1 \quad (1.1)$$

Основний принцип роботи DOL алгоритму об'єднання інформації від сенсорів полягає в тому, що спочатку перевіряється умова Візантійського узгодження. Відкидаються найбільше і найменше значення показів сенсорів, після чого знаходиться середнє значення вибірки для елементів, які залишилися. Виконання запропонованого алгоритму зображено графічно на рис. 1.2.

Формалізовано алгоритм можна представити наступним чином:

$$Z_j = \frac{\sum_{i=1}^M x_{ij} - (x_{\max_j} + x_{\min_j})}{N - 2}, \quad (1.2)$$

де i – номер сенсорю, який отримує дані; j – номер сенсорю, від якого отримуються дані; Z_j – вихідне значення показу сенсорю; N – кількість сенсорів; x_{ij} – значення показу, яке отримує i -й сенсор від j -го сенсорю.

Результуючим значенням буде середнє із значень вихідного показу сенсора, тобто:

$$\bar{Z}_{рез} = \frac{\sum_{j=1}^{N-1} Z_j}{N} . \quad (1.3)$$

Як видно із рис. 1.2., алгоритм має недоліки. Тобто, значення вихідного сигналу внаслідок відкидання найбільшого і найменшого елементів вибірки стало менш правильним ніж середнє вибірки. Тому, такий алгоритм є правильним лише в тому випадку, коли значення найбільшого і (або) найменшого елементів вибірки є грубими похибками, які “відтягують” середнє від номінального значення.

Інший алгоритм злиття даних був представлений S.Mahaney і F.Schneider (MaS) [15, 72]. На відміну від попереднього алгоритму, запропонований базується на поняттях правильності та точності вихідних показів сенсорів. Так, якщо позначимо похибку, яку повертає правильно функціонуючий сенсор через $U_{п}(t)$, а дійсний сигнал через $U_{с}(t)$, то вихідний показ сенсору може бути в межах

$$U_{п}(t) - U_{с}(t) \leq U(t) \leq U_{п}(t) + U_{с}(t) . \quad (1.4)$$

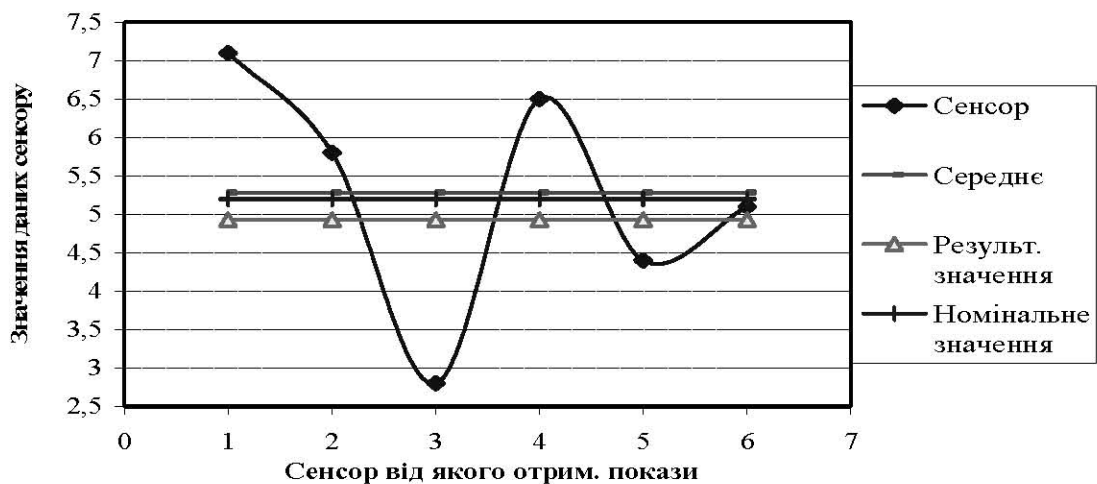


Рис. 1.2. Функціонування алгоритму D.Dolev

Тому вихідний показ кожного сенсору задається інтервалом допустимих значень. Алгоритм MaS використовує групу допустимих значень показів сенсорів. Значення є допустимим, якщо воно лежить в межах спільної області для всіх показів сенсорів (область формується на основі максимального значення серед нижніх

границь правильності показів сенсорів, та мінімального серед верхніх границь вихідних показів сенсорів) (рис. 1.3.).

Результатом роботи алгоритму є середнє арифметичне значення середин інтервалів допустимих значень показів сенсорів. На відміну від попереднього, представлений алгоритм не проводить відсів великих відхилень від середнього значення (аномальні значення) вихідних показів сенсорів, а тому і в результаті будуть закладені більші похибки.

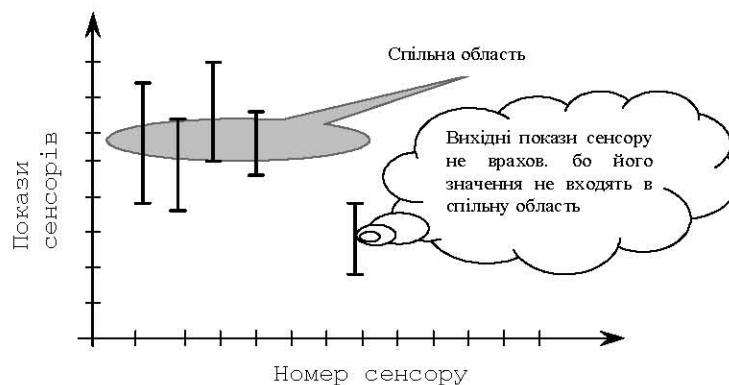


Рис. 1.3. Спільна область правильності вихідних показів сенсорів

Ще один алгоритм сенсорного злиття даних був запропонований R.V.Brooks і S.S.Iyengar (BI) [15]. Як і в попередньому алгоритмі є група з N реальних значень, які повертає сенсор. Правильність визначається відстанню від унікального правильного значення. Так як всі сенсори мають обмежену правильність, значення, які повертаються ними, складаються з верхньої та нижньої границь. Алгоритм використовує інтервали допустимих значень вихідних сигналів сенсорів і враховує проблему “Візантійського узгодження”. Робота алгоритму базується на середньозваженій величині. Тобто вихідні сигнали сенсорів вважаються тим правильніші, чим з більшою кількістю інтервалів перетинаються його значення з інтервалами вихідних показів інших сенсорів. Інші алгоритми злиття злиття сенсорних з використанням статистичних методів даних представлені в [53, 73, 77, 112, 113].

Імовірнісні методи

До імовірнісних методів злиття сенсорних даних можна віднести: байєсівські рішення (Bayesian reasoning), теорія доказів (evidence theory) та ін. [1]. Байєсівський

підхід базується на стохастичних сенсорних моделях. Застосування байєсівських імовірнісних методів відображення сенсорної інформації, дозволяють представляти середовище робота у формі сітки зайнятості (Occupancy Grid). До появи байєсівських методів традиційно використовувались геометричні методи у поєднанні з евристичними гіпотезами для засобів сприйняття і представлення середовища робота [10,27,28]. Проте недоліками геометричних методів і евристичних гіпотез є те, що геометричні парадигми приводять до часткових і різнорідних моделей середовища; вимагають попередніх рішень інтерпретації сенсорних даних; не забезпечують достатній механізм для трактування невизначеності і помилок сенсорної інформації; сильно залежать від точності і адекватності наперед відомої моделі середовища і евристичних гіпотез, які використовуються. Тому такі моделі мають обмежені сфери застосування. Зокрема, їх важко реалізувати в робототехнічній галузі, коли АМР оперують в реальному часі у невідомому і неструктурованому середовищі. В байєсівських моделях під сіткою зайнятості розуміють багатовимірну область, яка містить стохастичні оцінки зайнятості кожної клітинки сітки і може відповідати Марківським процесам [27, 28, 102]. Оцінка клітинки приймається інтерпретацією сенсорних даних з використанням імовірнісної моделі яка працює у невизначеному інформаційному просторі, сформованому сенсорами. Байєсівські оцінки дозволяють адаптувати сітку зайнятості на основі показів декількох сенсорів, а також на основі показів сенсорів, отриманих з декількох точок. Як результат, усунення невизначеності сенсорних даних виконується не за рахунок евристичного підходу або наперед відомої моделі, а за рахунок надлишковості сенсорних показів.

Геометричні методи

Успішне оперування АМР в середовищі сильно залежить від інформації про середовище, яка отримана фізичними сенсорами, такими як УС, ССD камера, ІС та ін. Як правило, з середовища отримується геометрична інформація про об'єкти (грані, вершини і т.п.).

Розміщення геометричного елемента F відносно елемента A , як правило, представляється вектором-параметром θ_{AF} , який є різним для кожного типу геометричної властивості (табл. 1.6, 1.7) [18].

Таблиця 1.6.

Приклади вектору-параметру, який використовується для представлення положення різних геометричних елементів в 3D просторі

3D елемент	Вектор-параметр O_{AF}	Посилання
Крапка	$(x,y,z)^T$	
Грань (1)	$(x,y,z,u_x,u_y,u_z)^T$	[5, 11]
Грань (2)	$(a,b,c,d)^T$, $x+az-c=0$, $y+bz-d=0$	[25]
Площина (1)	$(x,y,z,nx,ny,nz)^T$	[11]
Площина (2)	$(\rho,nx,ny,nz)^T$	[5]
Площина (3)	$(a,b,c)^T$ $ax+by+cz+1=0$	[25]
Об'єкт (1)	(x,y,z,rx,ry,rz)	[5]
Об'єкт (2)	$(x,y,z, \Psi_x, \theta_y, \Phi_z)^T$	[95]

Таблиця 1.7.

Приклади вектору-параметру, який використовується для представлення положення різних геометричних елементів в 2D просторі

3D елемент	Вектор-параметр O_{AF}	Посилання
Крапка	$(x,y)^T$	
Грань (1)	$(a,b)^T$, $y=ax+b$, або $x=ay+b$	[6] [22,33]
Грань (2)	$(\rho,\theta)^T$	[40, 69]
Об'єкт (1)	$(x,y,\Phi)^T$	[95, 5]

Наприклад, позиція точки в 2D просторі, як правило, представляється вектором $(x,y)^T$, де x, y – відображають координати точки в декартові системі. Позиція грані може бути представлена парою $(\rho,\theta)^T$, де ρ – перпендикулярна відстань від безмежної лінії до грані і θ – її орієнтація у відповідності до вісі X [18, 40, 69]. Альтернативним є представлення лінії в 2D просторі з коефіцієнтами $(a,b)^T$ в рівнянні $y=ax+b$ або $x=ay+b$ [18, 22, 33]. Для визначення положення об'єктів з комплексними властивостями, такими як кути, двері або представлення самого

робота, необхідно три параметри $(x, y, \Phi)^T$ [18]. Принципи представлення геометричних сутностей в 2D, 3D просторі обговорюються в [6, 25]. Геометричний тип представлення середовища має декілька недоліків [18]:

1. Різні параметри використовуються для різних геометричних елементів. Закони параметрів перетворень між різними авторами і параметрами оцінки рівнянь є різними в кожному випадку, і, як правило, достатньо складні, що приводить до складних перетворень різних геометричних елементів у застосуваннях.
2. Більшість із запропонованих представлень мають свої особливості деяких значень параметрів. Найпростішим прикладом є представлення прямої грані в 2D просторі, використовуючи $\theta_{AF}=(a,b)^T$, параметру рівняння лінії $y=ax+b$. Це представлення має особливість для лінії паралельній вісі Y , що приводить до того, щоб мати альтернативне представлення ліній $x=ay+b$, вводячи в свою чергу більшу складність в оцінці рівнянь. В цілому, в таких особливих точках коваріація приводить до безмежності і точність розрахунків радикально знижується [95].
3. Деякі представлення середовища є надто параметризованими. Наприклад, представлення грані в 3D просторі вимагає як мінімум чотирьох параметрів. Якщо використовується точка і вектор $\theta_{AF}=(x,y,z,u_x,u_y,u_z)^T$, то вони можуть бути вибрані довільно вздовж грані. На практиці таке представлення може приймати вид двох задач злиття інформації.
4. Нечіткі значення залежать від точності положення базових елементів. Наприклад, якщо представити стіну як грань в 2D просторі з $\theta_{AF}=(\rho,\theta)^T$, то незначна невизначеність в орієнтації стіни задає збільшення дуже великого числа відхилень для перпендикулярних відстаней до оригіналу ρ , що приводить до значних похибок на великих відстанях.

Топологічний метод

Топологічна карта представляє середовище як граф, в якому кожна вершина відповідає різним позиціям і дуги представляють сусідство між ними [56]. Основною перевагою топологічного представлення є його компактність. Топологічна карта може будуватись на основі сітко-базованої карти. Основна ідея

проста: не зайняті положення сітко-базованої карти поділяються на невелике число областей, розділених критичними лініями, які відповідають вузьким проходам середовища, наприклад, дверні проходи та ін. Таким чином карта середовища є ізоморфним графом. На рис. 1.4 показано приклад топографічного представлення середовища у вигляді графу. Компресія інформації є надзвичайно великою. Наприклад, топографічний граф містить 67 вершин, беручи до уваги те, що сіткова карта середовища містить 27280 зайнятих комірок. Зауважимо, що критичні лінії є досить зручними для декомпозиції метричної карти. По-перше, коли слідувати через критичні лінії, то робот буде переміщуватись у відносно малій області. Тому, втрата в продуктивності є меншою, ніж в сітково-базованій карті. По-друге, вузькі області блокуються перешкодами з більшою імовірністю (наприклад, двері, які можуть бути зачинені або відчинені).

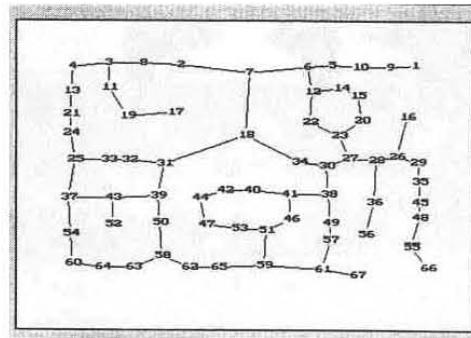


Рис. 1.4. Топологічний метод представлення середовища мобільного робота

Метод представлення карти середовища в полярній системі координат

Широкого поширення для представлення ЛКС набув метод відображення положень перешкод у полярній системі координат, який вказує у визначеному кутовому діапазоні відстані до перешкод [123]. Перевагами такого методу є невеликий розмір і простота представлення перешкод, що важливо при функціонування АМР у реальному часі.

Таким чином, у параграфі 1.2. представлено основні методи злиття даних з допомогою статистичної або імовірнісної обробки сенсорної інформації. Також розглянуто методи представлення ЛКС у вигляді сітко-базованої моделі, геометричної моделі, топологічного графу або полярної системи координат для навігації АМР.

1.3. Порівняльна оцінка відомих засобів моделювання середовища мобільного робота

Моделювання середовища з використанням технології злиття показів різнорідних сенсорів: інфрачервоних і ультразвукових

Існує багато реалізацій системи моделювання ЛКС, які використовують технологію злиття показів різнорідних сенсорів: УС та ІС [16, 17, 28, 88, 123]. У даному параграфі розглядається основний підхід до моделювання середовища, що базується на поєднанні показів різнорідних сенсорів і застосований на німецькому АМР „Walter” [123].

На платформі робота “Walter” знаходяться сім УС та ІС. УС розміщені по периметру АМР (рис. 1.5а) і характеризуються частотою випромінювання 45 Гц, видимою областю по визначенню лінійної відстані до перешкоди 10 м та кутом випромінювання 20° . Застосування УС дозволяє точно вимірювати лінійну відстань до перешкод, але не дає можливості точно визначити кутові координати до перешкоди [12, 52, 123]. В якості ІС застосовується прилад RS-180 фірми "Lauze electronic". Видима область ІС характеризується радіусом від 0.3 до 2 метрів. ІС розділяє простір 180° на 36 секторів (рис. 1.5б). Кутовий діапазон одного сектора становить 5° . Похибка визначення лінійних відстаней до перешкоди ІС значно більша ніж УС.

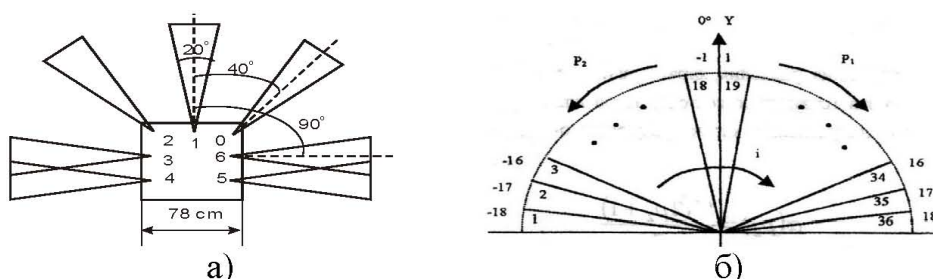


Рис. 1.5. Розміщення ультразвукових (а) сенсорів, інфрачервоного (б) сканера

Алгоритм побудови ЛКС полягає у використанні технології злиття показів УС і ІС для точного визначення лінійних і кутових відстаней до перешкод. При цьому злиття показів сенсорів здійснюється геометричним методом із визначенням поправок до показів ІС за рахунок показів УС. При цьому складність алгоритму

виражається у необхідності виконання трьох основних етапів (перший етап містить чотири основні кроки, другий і третій – по два) [123]. Після виконання основних етапів алгоритму формується ЛКС в 36 напрямках відносно АМР. Для отримання більшої деталізації ЛКС в діапазоні від 0 до 180° виконується лінійна інтерполяція, для чого необхідно виконати ще три додаткових кроки алгоритму. В результаті виконання цих дій отримується ЛКС в діапазоні 0...180° (рис. 1.6).

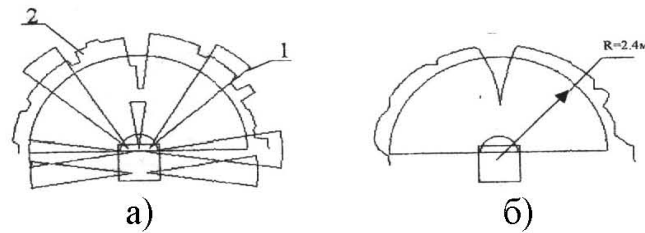


Рис. 1.6. Локальна карта середовища мобільного робота:

а). Вхідні дані від УС (1) та ІС (2); б). локальна карта середовища

Таким чином, розглянутий підхід до формування ЛКС характеризується складністю реалізації алгоритму, враховуючи множину етапів, які потрібно виконати; апаратною жорсткістю (фіксованої позиції сенсорів); неуніверсальністю програмного забезпечення, що при зміні апаратної частини буде неспроможне коректно формувати ЛКС; неефективністю використання показів ІС в діапазоні секторів -18 і 18 ; невисокою точністю визначення відстані до перешкоди враховуючи лінеаризуючий підхід при інтерполяції ЛКС.

Моделювання середовища з використанням структурованого світла і відеокамери

Структуроване світло часто використовується для визначення перешкод, відтворення 3D середовища та розпізнавання об'єктів. Численні застосування СС були здійснені в реально працюючих системах [9, 39]. Система, яка використовує СС і відеозображення, була запропонована японськими вченими для проектування японського костюму кімоно [110]. Вченими була запропонована САПР, що дозволяє автоматично будувати 3D модель середовища на основі злиття відеозображень. Така система містить проектор, який проектує світлову сітку в напрямку до перешкоди, дві ССD камери і персональний комп'ютер для обробки (рис. 1.7а). Згідно

запропонованого вченими методу, визначаються координати крайніх точок клітинок сітки на стереозображеннях і, як результат, формується 3D модель, використовуючи методи триангуляції (рис. 1.76).

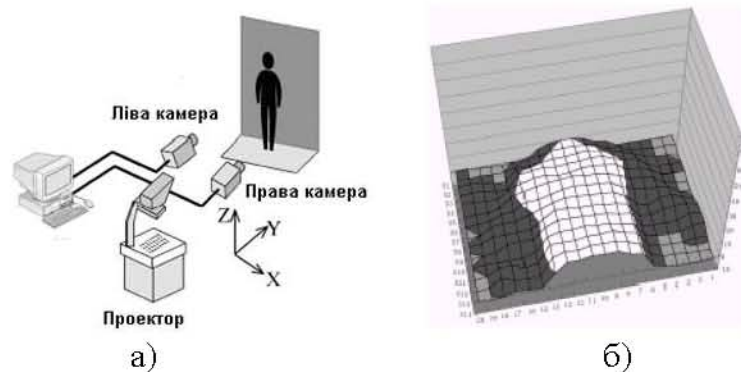


Рис. 1.7. Система автоматичного визначення розмірів тіла:

а) установка САІР; б) 3D модель середовища

Недоліками запропонованого підходу є те, що визначення кореспондуючих точок на стереозображеннях – складна задача, метод працює лише в спеціальних умовах (необхідне темне приміщення), відстань до об'єкту є обмеженою у зв'язку із розсіюванням світла, для роботи необхідне спеціальне устаткування (проектуюча сітка), точність системи є обмеженою (визначається дрібністю сітки).

В [74-76] розглядається система АМР (Mars Pathfinder Rover), для дослідження планет Марс та Земля. Такий робот використовує систему структурованого лазерного світла для навігаційної задачі. П'ять лазерів випромінюють дві світлові смуги на поверхню, які проектуються у двох незалежних камерах робота. Для кожної камери використовується метод різниць двох послідовно отриманих зображень для визначення лазерних плям на поверхні (одне зображення отримується із ввімкненим лазером, інше – із вимкненим лазером). Лазери і відеокамери організовані таким чином, що віддаль до перешкоди визначається, використовуючи геометричні залежності для детектованих на перешкодах лазерних плям (рис. 1.8). Даний метод побудови ЛКС дозволяє досить точно і надійно детектувати перешкоди, проте його обчислювальна складність значно вища, що є негативним. Розрахунки одного циклу програми здійснюються приблизно за 20 секунд для розрахунку відстаней до 20 лазерних точок на поверхні середовища. Енергетичний бюджет АМР дозволяє активувати тільки один з п'яти променів лазера. Так як

інтенсивність лазерного освітлення зменшується у зв'язку із розподілом потужностей на всю стрічку лазерних плям, тому потрібна додаткова обробка декількох відеозображень із ввімкненим і вимкненим лазерним випромінювачем, що потребує додаткової обробки відеозображень. Для надійного розпізнавання лазерних плям використовується до 10 сканувань кожного лазерного випромінювання. Особливо повільним є процес отримання відеозображень.

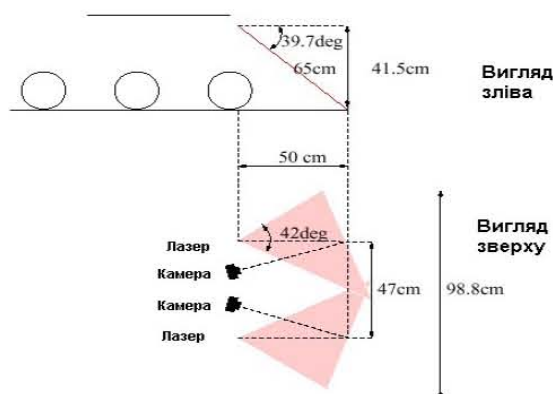


Рис. 1.8. Конфігурація лазерів і камер системи Mars Pathfinder Rover

В [7, 21, 153] представлено метод, який використовує джерела мультиплексного СС для побудови 3D середовища в промислових застосуваннях (рис. 1.9). Його недоліком є ускладнена обробка численних світлових променів, для чого кожен з них повинен помічатись, щоб визначити відповідність променів до об'єктів. Обумовлений метод кодує кожен промінь сірими відтінками, а потім послідовно проектує закодований зразок світла. Проте такий підхід вимагає окремих проєкцій на об'єкті.

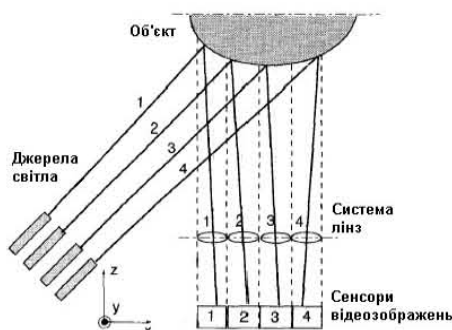


Рис. 1.9. Конфігурації лазерів і відео сенсорів системи мультиплексного СС

В [7] використовують систему лінз, які направляють кожен смугу випроміненого світла на окремий сенсор зображення. Таким чином, ідентифікація

смути світлового випромінювання є простою процедурою і потрібне виконання тільки однієї проєкції світлового випромінювання на один об'єкт. Така система швидша у виконанні, проте потрібно виконувати калібрування всієї системи випромінювання. Недоліками методу є висока вартість, складна процедура калібрування, висока споживана потужність для забезпечення випромінювання технологічних лазерів і її не мобільність.

Метод визначення віддалі з використанням СС, який розроблений у [30], направлений на виключення процедури ускладненого калібрування за рахунок попереднього знання відстані між джерелом випромінювання і світловим сенсором (відекамерою) або відстані між відекамерою і поверхнею середовища. Замість проєктування системи світлових променів на об'єкт, запропонований в [30] метод використовує огинання світлового променя об'єкту. Лінія різниці між освітленою і затіненою секцією об'єкту подібна до лінії, створеної при перетині об'єкта лазерним променем. Світлове огинання об'єктів містить мітки, які можуть забезпечити інформацію про відстань до об'єкта. Для огинання в [30] використовується матова трикутна призма (рис. 1.10). Одна її сторона зафарбована чорним кольором і розміщена найдалі від відеокамери. Інша сторона призми зафарбована білим кольором і розміщується біля відеокамери. З цієї ж сторони є дві чорні мітки у вигляді паралельних ліній, товщина і відстань між якими відомі.

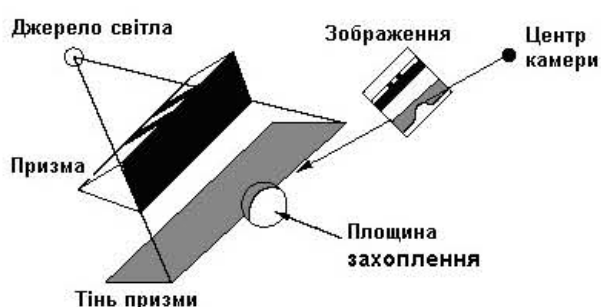


Рис. 1.10. Розміщення засобів моделювання середовища з використанням призми

Отримане зображення містить дві складові сторони призми: затіненої і світлої. Оскільки відстань між лініями-мітками відома, то можна розрахувати відстань між камерою і призмою, а також положення призми. Віддаль до перешкоди визначається на основі позиції об'єкта на зображенні, враховуючи позицією призми і джерела випромінювання СС відносно призми.

Моделювання середовища з використанням технології злиття показів однорідних сенсорів

Як сказано вище, УС та ІС є дуже ефективними для уникнення перешкод АМР. На відміну від них, пасивні засоби технічного зору забезпечують набагато більше інформації про оточуюче середовище і потенційно кращу чутливість засобів сприйняття АМР [5], проте за рахунок більшої обробки. Тому нижче розглядаються відомі системи моделювання середовища АМР з використанням пасивних засобів.

В [5] запропонована система технічного зору АМР Saphira, що містить дві відеокамери, які синхронізуються при отриманні стереозображень. Для отримання різних характеристик середовища використовується метод [81]. Як результат, формується єдине зображення середовища АМР в діапазоні видимості стереокамер, де відстані до об'єктів кодуються градацією кольорів. Результати інтерпретуються як ЛКС, що використовується для ідентифікації поверхонь об'єктів середовища АМР. Також отримана інформація може інтерпретуватись як карта можливих напрямків руху АМР. Недоліками системи є те, що стереозображення використовуються лише для відокремлення (сегментації) об'єктів середовища на зображенні і не формують кінцевої ЛКС АМР, для чого потрібна додаткова обробка.

В [80] описується система, яка була розроблена для роботи Spinoza з метою моделювання середовища і забезпечення дослідження території середовища. Робот використовує стереосистему з трьох відеокамер (trinocular) для формування досить точних відстаней до перешкод. У представленій системі дві відеокамери розміщені горизонтально, а одна вертикально. Такий підхід дозволяє формувати карту градацій відстаней до перешкод із роздільною здатністю 128x120 пікселів із 20 градаціями диспаратету та швидкістю обробки в 350 мс. При цьому досягається швидкість робота до 2 м/с. Використання трьох відеокамер спрощує обробку вхідних зображень для визначення кореспондуючих точок на них. Представлений метод об'єднує калібрування відео камер, обробку стереозображень, формування карти середовища у вигляді сітки зайнятості, планування напрямку руху АМР. Для обробки стереозображень використовується різницевий метод між трьома зображеннями. При цьому обробка трьох відеозображень проводиться з

використанням двох спеціалізованих обчислювальних пристроїв типу Thomson A110, які працюють паралельно. Недоліком такого підходу є ускладненість системи калібрування трьох відеокамер, на відміну від використання стереопари. Також система з трьох відеокамер обмежує спільний кут зору, на відміну від окремих відеокамер чи стереопар, що приводить до використання широко-панорамних лінз, у яких присутні значні спотворення (distortion). Такий підхід підвищує загальну вартість системи і приводить до застосування додаткових методів по усуненню спотворень.

В [29] Jet Propulsion Laboratory (JPL), штат Каліфорнія, розроблена система пасивного стереобачення, яка застосовувалась на борту AMP NASA Planetary Rover, а також для військових цілей у наземному використанні. Дана система використовує метод різниці суми квадратів та перехресної кореляції для пошуку кореспондуючих точок стереозображень із роздільною здатністю 64x64 пікселі. Така система була експериментально випробувана для транспортних цілей із використанням Лапласової піраміди на апаратному забезпеченні Datacube на процесорі 68020. Для функціонування даного підходу потрібна висока точність як зовнішніх, так і внутрішніх параметрів стереопари.

В університеті Бремена (Німеччина) використовують пасивну систему обробки стереозображення для задачі навігації AMP [97]. Її особливістю є те, що для побудови ЛКС використовується лише обробка зображення від однієї відеокамери. Стереоефект досягається за рахунок розміщених паралельно об'єктивів, які через спеціальні оптичні фільтри у вигляді різних сіток із чорними і світлими насічками та системи дзеркал проєктують зображення на сенсорну панель відеокамери (рис. 1.11). Дана система дозволяє розраховувати відстані до перешкод у 288 напрямках. При цьому кількість напрямків залежить від кількості насічок на оптичному фільтрі. Детекція перешкод забезпечується, згідно представленого методу, на відстані від одного до чотирьох метрів. Проте у реальному середовищі виявлено складність по визначенню перешкод AMP у зв'язку із різною контрастністю та освітленістю об'єктів середовища. Тому, запропонований підхід вимагає наявності високо контрастних об'єктів у середовищі для їх детекції, його точність залежить від

точності нанесення насічок на оптичних фільтрах, а також точності розміщення дзеркал. Відзначається також висока складність виготовлення оптичних фільтрів та форм напівпрозорих дзеркал, що у цілому є недоліком методу.

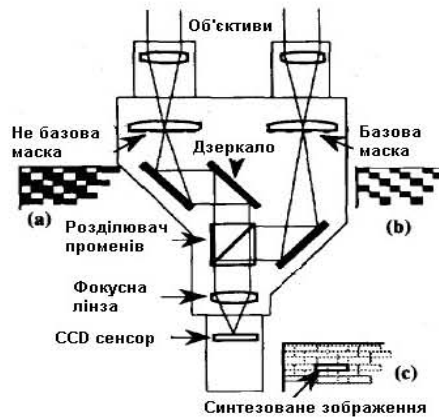


Рис. 1.11. Система обробки стереозображення

Таким чином, у даному параграфі розглянуто основні засоби моделювання середовища АМР. На основі переваг і недоліків розглянутих засобів у наступному параграфі розглядається загальна постановка задачі дослідження.

1.4. Узагальнена структура системи і постановка задачі дослідження

Під АМР будемо розуміти сукупність системи керування і технічної системи, спроможної самостійно забезпечувати цілеспрямоване переміщення у середовищі для досягнення поставленої мети. До технічних засобів робота входять силові пристрої, що забезпечують фізичне переміщення робота в середовищі, і системи сенсорів, які можуть фіксувати перешкоди, що розміщені в напрямку переміщення робота. Основними функціональними задачами АМР є: виявлення об'єктів середовища та їх лінійних параметрів, планування шляху та траєкторій руху робота, виконання маневрів у робочій зоні середовища, керування пристроями, що знаходяться на платформі АМР (маніпуляторами) тощо. При цьому вирішуються навігаційні задачі: локалізації, досягнення кінцевої точки руху, уникнення перешкод та ін. Таким чином, глобальна мета руху АМР - цілеспрямоване переміщення в динамічному середовищі без зіткнень із перешкодами для досягнення кінцевого

пункту руху найоптимальнішим шляхом. Виконання вище наведених дій в автоматичному режимі забезпечують автономність АМР [78, 153, 164].

Для управління АМР використовується в основному багаторівнева ієрархічна структура управління [153, 164, 165], згідно якої інформація від сенсорів поступає на різні рівні системи управління: стратегічний, тактичний, виконавчий. Для керування АМР особливо актуальними є інтелектуальні системи керування, які мають згідно [165] чітко виражену ієрархічну структуру і містить такі основні рівні керування:

- самонастроювання законів керування;
- самопрограмування і планування рухів;
- самомоделювання зовнішнього середовища;
- самонавчання в розпізнаванні ситуацій середовища;
- самоорганізацію цілеспрямованого поведіння.

Кожен наступний рівень такої ієрархії керує роботою попереднього, підвищуючи якість керування системи в цілому.

В [123, 164] розглянуто модульну структуру управління АМР, в якій представлено модуль формування ЛКС, модуль визначення напрямку руху, аналітичний блок, що визначає оптимальний напрям руху АМР у відповідності до цілі руху, модуль руху робота у вузьких для маневрів середовища, а також модуль керування швидкістю переміщення АМР. Особливістю застосування такої ієрархії є виконання всіх модулів із використанням засобів штучного інтелекту. Такий підхід дозволяє швидко адаптуватись до змін у середовищі і забезпечувати досягнення поставленої мети.

На основі проведеного аналізу відомих систем взаємодіючих модулів АМР [123, 153, 164, 165], узагальнену структуру функціонування робота і забезпечення його руху в середовищі можна зобразити у вигляді сукупності таких функціональних блоків (рис. 1.12): модуль формування сенсорних даних АМР, модуль формування ЛКС, модуль аналізу середовища маніпулювання АМР, модуль формування напрямку руху робота.

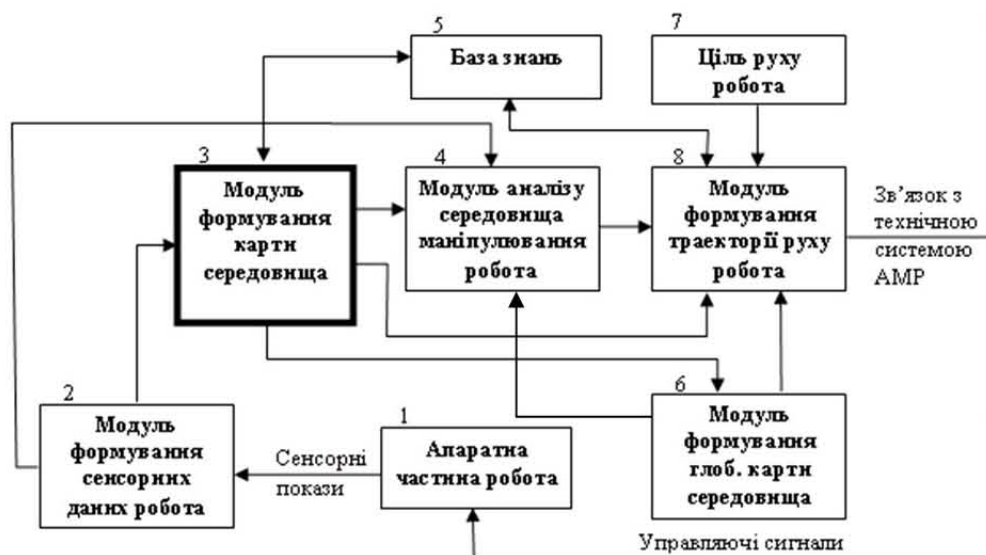


Рис. 1.12. Узагальнена структура системи функціонування мобільного робота

У модулі формування сенсорних даних робота (блок 2) здійснюється перетворення безпосередньо фізичних показів сенсорів до форми, яка придатна для подальшої обробки в АМР, а також забезпечується виконання методів підвищення точності і завадостійкості показів сенсорів у формі процедур попередньої обробки сенсорних даних. У модулі формування карти середовища (блок 3) проводиться злиття мультисенсорних показів та побудова ЛКС. У модулі аналізу середовища (блок 4) проводиться аналіз поточного стану середовища та положення робота в ньому, а також здійснюється виконання процедури локалізації АМР у середовищі. У модулі формування траєкторії руху АМР (блок 8) визначається оптимальний напрям руху у відповідності до поставленої цілі. У випадку, коли робот функціонує в незнайомому наперед середовищі, в модулі формування глобальної карти середовища (блок 7) здійснюється процедура злиття декількох ЛКС. У базі знань (блок 5) визначаються правила функціонування АМР у складних ділянках середовища з динамічними перешкодами, а також правила аналізу сенсорних показів для адекватного представлення карти середовища АМР.

Згідно наведеної структури керування АМР, задача уникнення зіткнень з перешкодами вимагає швидкого прийняття рішення і його виконання з врахуванням розміщення стаціонарних перешкод, напрямку руху і швидкості нестаціонарних об'єктів, поточного стану АМР, обмежень на конструктивні параметри АМР. Традиційно даний тип задач вирішується шляхом обладнання АМР навігаційними

системами і системами локальних датчиків, які можуть зафіксувати об'єкт і визначити до нього відстань [13, 29, 146]. За допомогою таких датчиків шляхом сканування робочого простору, АМР формує ЛКС. При русі АМР розпізнає різні ситуації та накопичує знання про середовище, планує траєкторію руху, формує керуючі впливи на двигуни. Для названих задач запропоновані різні формальні моделі, які розглянуті в §1.2, §1.3, але в нестандартних умовах (квазістаціонарному середовищі) вони не працюють. Таким чином, задача навігації АМР вирішується тим краще, чим точніша ЛКС і динамічніша технічна система АМР.

У даній дисертаційній роботі розглядається задача побудови ЛКС АМР з використанням методів злиття сенсорних даних, без якої неможливе виконання жодної з функцій робота. Проведений аналіз відомих методів в §1.1–§1.3 показав, що на сьогоднішній день відсутні технічні рішення, які дозволяють з достатнім рівнем точності, швидкості і завадостійкості будувати ЛКС АМР в реальному часі. Тому метою дисертаційної роботи є розробка нових та удосконалення відомих методів побудови ЛКС АМР з використанням злиття сенсорних даних та програмно-апаратних засобів їх реалізації у складних неструктурованих довкіллях.

Для виконання поставлених у всупі звань, розглянемо загальні вимоги щодо вдосконалення існуючих засобів побудови ЛКС АМР, які пропонуються досягти:

- діапазон формування карти середовища віддаллю до 5 м;
- вимоги щодо ваги розробки: сенсорні пристрої повинні бути невеликої ваги для забезпечення вищого корисного навантаження роботів;
- вимоги щодо споживаної потужності: функціонування більшості АМР розглядається із використанням акумуляторної енергії, де тривалість визначається споживаною потужністю. Тому ставиться вимога щодо невеликого споживання електричної енергії;
- вимоги щодо механічної простоти: точність виконання маневрів та рухів АМР в середовища залежить від механічної простоти системи;

- обчислювальна складність: з метою функціонування робота в реальному часі необхідна мінімально обчислювальна складність розробки.

Таким чином, в §1.4 розглянуто структури відомих систем керування АМР та виконано аналіз методів підвищення надійності збору та обробки сенсорних даних, що дало змогу сформулювати мету та основні завдання дисертаційної роботи. На основі проведеного аналізу структур запропоновано удосконалену узагальнену структуру функціонування АМР.

Висновки до розділу 1

1. Проведений аналіз відомих методів побудови карти середовища автономного мобільного робота показав, що на сьогоднішній день відсутні технічні рішення, які дозволяють в реальному часі будувати локальну карту неструктурованого середовища, зокрема, приміщень промислового призначення з достатнім рівнем точності, завадостійкості і швидкодії, що приводить до необхідності розробки нових та удосконалення відомих методів.

2. В результаті аналізу технологій сенсорного сприйняття інформації з використанням ультразвукових, інфрачервоних, лазерних та відеосенсорів, а також радарів міліметрових хвиль виявлено, що для побудови карти середовища мобільного робота найбільш ефективними за критеріями вартості, точності, споживаної потужності, механічної простоти і швидкості сприйняття інформації про динамічні об'єкти середовища є комбінації УС, ІС і відеосенсорів.

3. На основі аналізу відомих засобів моделювання середовища та структур керування мобільним роботом, запропоновано удосконалену узагальнену структуру функціонування мобільного робота, в якій потрібна точність локальної карти середовища досягається за рахунок злиття даних різнорідних сенсорів.

РОЗДІЛ 2

РОЗРОБКА МЕТОДІВ ПОБУДОВИ КАРТИ СЕРЕДОВИЩА МОБІЛЬНОГО РОБОТА

2.1. Статистичний метод побудови карти середовища мобільного робота

Як представлено в першому розділі, визначення перешкод і генерування можливої реакції АМР на їх появу є складною задачею, особливо у випадках, коли швидкість руху робота відносно велика. Реакція АМР на отримані покази сенсорів потребує додаткового часу обробки, тому швидкість опрацювання сенсорних показів виступає особливо критичною для уникнення зіткнень із перешкодами. Крім того, точність ЛКС, особливо при навігації АМР у вузьких приміщеннях, де обмежується маневреність, є надзвичайно важливою для забезпечення автономії. Таким чином, актуальною задачею є розробка методу побудови ЛКС з покращеною швидкістю обробки сенсорних даних і точністю визначення перешкод.

Запропонований метод побудови ЛКС [58, 138] базується на статистичній обробці показів ІС та УС і характеризує положення перешкод та відстаней до них у визначеному радіусі і кутовому діапазоні. Суть запропонованого методу полягає в тому, що формування ЛКС здійснюється з використанням злиття показів УС та ІС. При цьому кутівна відстань до перешкод УС уточнюється на основі показів ІС, а лінійна віддаль ІС уточнюється на основі показів УС. Одночасно проводиться корекція показів секторів ІС та інтерполяція значень лінійних відстаней до перешкод в проміжках між показами двох сусідніх УС. В цьому і полягає специфіка запропонованого методу, оскільки в традиційних [1, 29, 123] не використовується єдиний підхід до формування ЛКС в проміжках між областю дії двох УС.

Запропонований метод, як і відомий, забезпечує побудову ЛКС АМР в полярній системі координат в проміжку $0...180^\circ$ з кроком 1° . Спільною особливістю запропонованого методу із відомим [58, 123, 138] є процес уточнення кута детекції перешкод УС на основі показів ІС, які знаходяться в спількій з УС області випромінювання імпульсів (рис. 2.1).

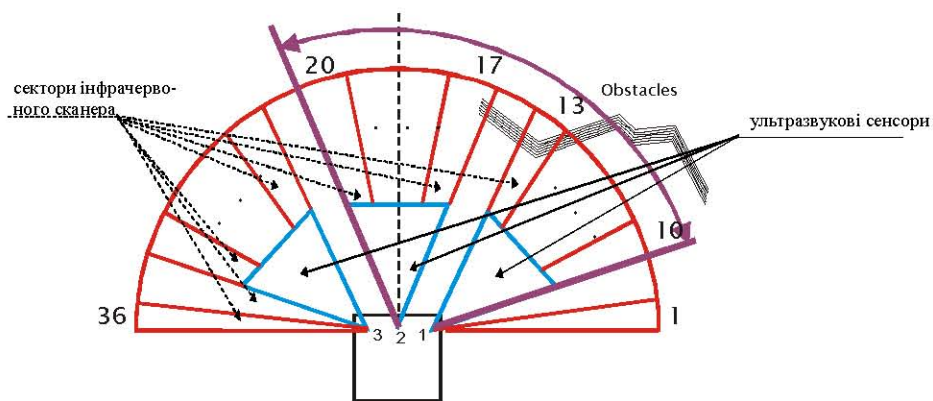


Рис. 2.1. Графічна інтерпретація вдосконаленого методу формування ЛКС АМР

Метод відрізняється від відомого тим, що використовується лише одна процедура, згідно якої будується ЛКС, замість трьох у відомому методі. Враховуючи важливість мінімізації часу обробки даних для функціонування АМР в реальному часі, пропонується використати єдину нумерацію секторів ІС з метою уникнення надлишкових перетворень, що властиві прототипу (рис. 2.1).

Для побудови ЛКС в проміжках між будь-якими двома УС запропоновано використати покази лінійних відстаней до перешкод, що детектують відповідні УС $U(i)$, а також покази тих секторів ІС $IR(p)$, області дії яких знаходяться в проміжках або ж накладаються із областю дії УС. Наприклад, області дії секторів ІС 10...13 накладаються з областю дії першого УС, а області дії секторів ІС 17...20 накладаються з областю дії другого УС (рис. 2.1). В ділянках накладання показів УС та секторів ІС проводиться уточнення кутового напрямку до перешкоди, що виявлена кожним УС $U(i)$ на основі мінімальної різниці між лінійною відстанню, яку він визначає і відстанню $IR(p)$ секторів ІС, діапазон дії яких спільний з УС:

$$k_i = \min_p |U(i) - IR(p)|, \quad p \in i, \quad i = \overline{1..Size(U)}, \quad (2.1)$$

де k – кутовий напрям УС (відповідає кутовому напрямку сектору ІС), i – номер УС, p – номер сектора ІС, діапазон дії якого спільний з УС, $Size(U)$ – кількість УС.

Середина відповідного сектору ІС визначає кутовий напрям $a(k_i)$ до перешкоди, виявленої УС. Для формування ЛКС між напрямками до перешкод двох сусідніх УС $a(k_i)$ і $a(k_{i+1})$ запропоновано побудувати дві прямі лінії Y_u і Y_{ir} , що з'єднують відповідні точки УС $U(i)$, $U(i+1)$ та ІС $IR(p)$, $IR(p')$ відповідно до напрямків k_i і k_{i+1} (рис. 2.2):

$$\begin{cases} Yu = f(Xu); \\ Yir = f(Xir), \end{cases} \quad (2.2)$$

де Xir , Yir , Xu , Yu – координати точок прямої лінії, яка з'єднує точки показів ІС та УС, згідно рис. 2.2.

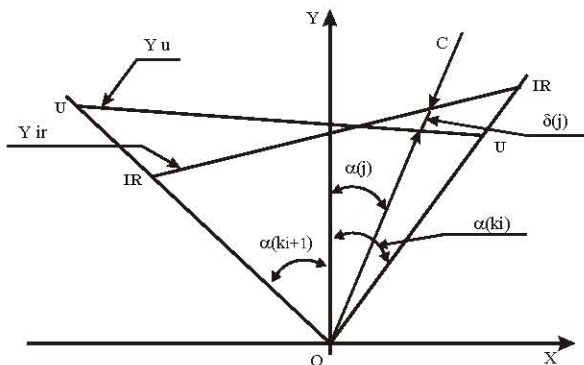


Рис. 2.2. Геометрична інтерпретація побудови ЛКС

Для побудови прямих Yir , Yu необхідно використати рівняння прямої:

$$y = kx + b, \quad (2.3)$$

для якої розраховують коефіцієнти:

$$\begin{cases} k = \frac{y_1 - y_2}{x_1 - x_2}; \\ b = y_1 - k * x_1, \end{cases} \quad \begin{cases} x_1 = U(i) * \cos(\alpha(k_i)); \\ y_1 = U(i) * \sin(\alpha(k_i)); \\ x_2 = U(i+1) * \cos(\alpha(k_{i+1})); \\ y_2 = U(i+1) * \sin(\alpha(k_{i+1})), \end{cases} \quad (2.4)$$

де x_1, y_1, x_2, y_2 – координати двох точок відповідно до напрямків k_i і k_{i+1} :

Для побудови рівнянь прямих Yu і Yir , доцільно знайти координати двох точок x_1, y_1, x_2, y_2 показів УС $U(i)$, $U(i+1)$ і показів секторів $IR(p)$, $IR(p')$ ІС відповідно до напрямків k_i і k_{i+1} .

Для кожного кутового напрямку $a(j)$ з кроком 1° (пряма ОС на рис. 2.2) в проміжку між прямими k_i і k_{i+1} визначають коректуючу величину $\delta(j)$, що відображає довжину відрізка, який лежить на перетині прямої $a(j)$ з прямими Yu , Yir (рис. 2.2):

$$\begin{aligned} \delta(j) &= b \sqrt{(X_u(j) - X_{ir}(j))^2 + (Y_u(j) - Y_{ir}(j))^2}, \quad j = \overline{k_i, k_{i+1}}, \quad step = 1; \\ b &= \begin{cases} 1, & \text{if } \sqrt{X_{ir}^2(j) + Y_{ir}^2(j)} < \sqrt{X_u^2(j) + Y_u^2(j)}, \quad j = \overline{k_i, k_{i+1}}, \quad step = 1; \\ -1, & \text{else,} \end{cases} \end{aligned} \quad (2.5)$$

де X_u , Y_{ir} та X_{ir} , Y_u – координати точок перетину прямої $a(j)$ з прямими Yu , Yir .

Координати точок перетину прямої $a(j)$ із прямими Y_u, Y_{ir}

$$\begin{cases} X_u = -\frac{b_1}{k_1 - k_3}; \\ Y_u = k_3 * X_u, \end{cases} \quad \begin{cases} X_{ir} = -\frac{b_2}{k_2 - k_3}; \\ Y_{ir} = k_3 * X_{ir}, \end{cases} \quad (2.6)$$

де k_1, k_2 та k_3 – коефіцієнти трьох прямих Y_u, Y_{ir} та $a(j)$ відповідно; b_1 та b_2 – коефіцієнти прямих Y_u, Y_{ir} згідно (2.3).

Таким чином, побудова ЛКС між будь якими двома напрямками k_i, k_{i+1} полягає в тому, що відповідні коректуючі значення додаються до тих показів секторів p ІС, які знаходяться між прямими k_1 і $k_{Size(U)}$ (2.7). В іншому випадку корекцію даних провести неможливо, а здійснюється інтерполяція на основі показу того сектору ІС, з яким накладається область дії його напрямку для побудови ЛКС $MAP(j)$:

$$MAP(j) = \begin{cases} IR(p), j \in p, \text{ if } j < k_1 \text{ OR } j > k_{Size(U)}, p = \overline{1..Size(IR)}, j = \overline{1..180}; \\ IR(p) + \delta(j), \text{ else, } p = \overline{k_i..k_{i+1}}, i = \overline{1..(Size(U) - 1)}, j = \overline{1..180}. \end{cases} \quad (2.7)$$

Одночасно доцільно обмежити лінійну віддаль ЛКС $MAP(j)$ до такого значення, яке задається пороговими величинами чутливості сенсорів. Дане значення вибирається в залежності від характеристик сенсорів щодо визначення лінійних відстаней до перешкод (наприклад, для сенсорів фірми "Lauze electronic" [123] порогова чутливість становить 2.4 метра):

$$\begin{cases} MAP(j) = MAP(j), \text{ if } MAP(j) < 2.4 \text{ meter}, j = \overline{1..180}; \\ MAP(j) = 2.4 \text{ meter}, \text{ if } MAP(j) \geq 2.4 \text{ meter}, j = \overline{1..180}. \end{cases} \quad (2.8)$$

Таким чином, реалізацію методу можна поділити на три основних етапи:

- уточнення кутового напрямку до перешкоди УС за рахунок показів ІС;
- розрахунок коректуючих величин щодо лінійної відстані до перешкоди для показів секторів ІС за рахунок показів УС;
- обмеження лінійної віддалі ЛКС, що задається чутливістю сенсорів.

Для більш детального представлення запропонованого методу розроблено алгоритм побудови ЛКС АМР, який може описується наступними основними кроками (рис. 2.3):

1. Визначити кутові напрями до перешкоди $a(k_i)$ для кожного УС АМР (2.1);

2. Знайти коефіцієнти прямих Y_u, Y_{ir} (2.2 – 2.4);
3. Розрахувати коректуючі величини для показів тих секторів ІС, область дії яких знаходиться між областями дії двох сусідніх УС (2.5 – 2.6);
4. Розрахувати покази лінійної відстані ЛКС АМР у діапазоні від 0° до 180° з кроком 1° із врахуванням коректуючих величин та показів ІС (2.7);
5. Виконати обмеження лінійної віддалі до перешкод ЛКС, що задається чутливістю сенсорів (2.8).

Для оцінки складності розробленого методу і порівняння з відомим, доцільно розглянути алгоритмічну обчислювальну складність на основі аналітичних операцій, як множину етапів та процедур. Для проведення оцінки алгоритмічної складності, застосовано критерій вибору найбільшої і найскладнішої ділянки алгоритму розробленого методу [152]. З метою порівняння обчислювальної складності методів використано конфігурацію сенсорів аналогічну до АМР „Walter” [58, 123, 138], архітектура якого містить сенсори двох типів і задовільняє умови застосування методів побудови ЛКС. При цьому, для побудови ЛКС розробленим методом достатньо лише п'яти показів УС $U(1..5)$ (аналогічні для $U(6), U(0), U(1), U(2), U(3)$ у відомому методі), а не семи, що використовуються у відомому методі. Для оцінки алгоритмічної складності доцільно проаналізувати схему алгоритму методу (рис. 2.3). На першому підетапі визначається кутовий напрям до перешкоди УС згідно (2.1), а також здійснюється побудова прямих Y_u, Y_{ir} згідно (2.2). Враховуючи те, що для побудови ЛКС доцільно використати п'ять УС і область дії кожного УС перекривається з областю дії чотирьох секторів ІС (крім $U(1), U(5)$, що накладаються лише з областю дії двох секторів ІС), цей етап виконується за 32 аналітичні операції як розрахунок 16 різниць за (2.1) та 16 коефіцієнтів k, b (2.4). Після виконання першого підетапу будується ЛКС в проміжку $1..180^\circ$ з кроком 1° .

На другому підетапі визначається можливість розрахунку коректуючої величини для показів ІС (можливість злиття показів ІС та УС). Злиття показів ІС і УС неможливо здійснити в крайніх позиціях ЛКС для діапазонів значень $0^\circ..5^\circ$ та $175^\circ..180^\circ$, для яких значення ділянок середовища приймаються на основі показів $IR(1), IR(36)$ ІС (2.7). В найгіршому випадку кількість ділянок, в яких провести

злиття неможливо рівна 10. Отже, на даному етапі кількість аналітичних операцій рівна 10 (блок 6 на рис. 2.3). Якщо злиття ІС та УС можливе, то здійснюється визначення відстані до перешкод (2.7) із врахуванням коректуючих величин (2.5), що відображено блоком 5 на рис. 2.3. Кількість можливих аналітичних операцій на цьому підетапі рівна 170.

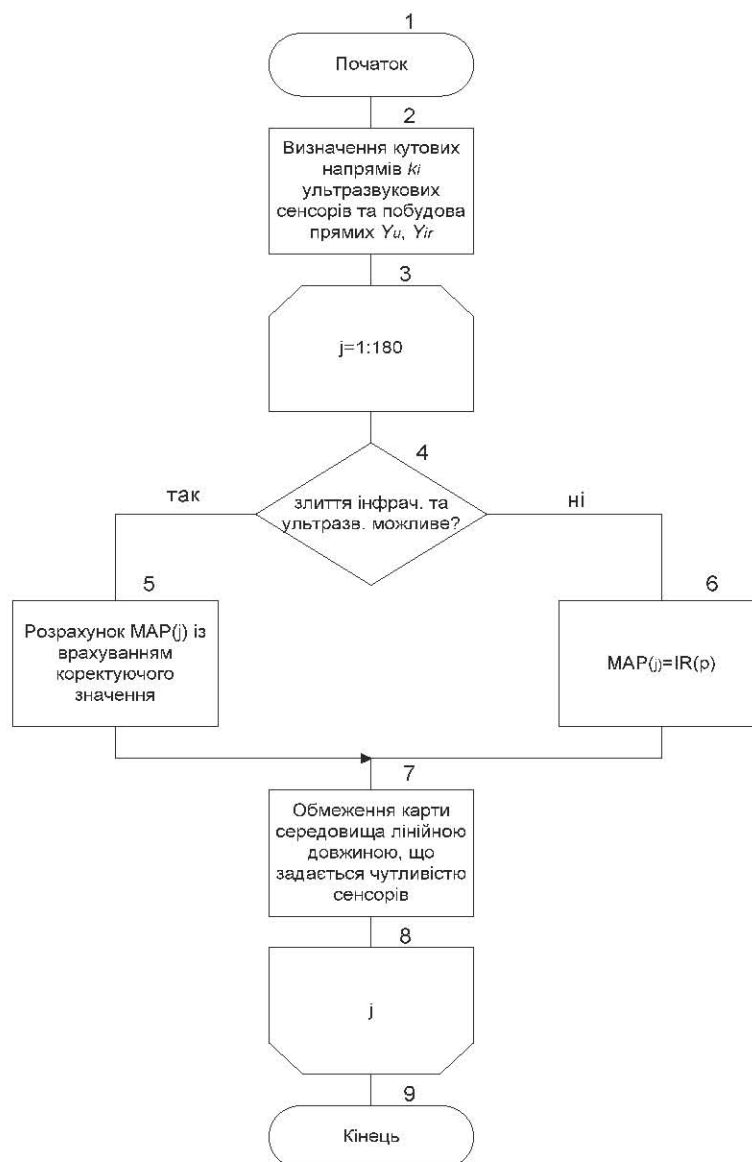


Рис. 2.3. Схема алгоритму запропонованого методу

На третьому підетапі проводиться обмеження ЛКС згідно (2.8), що відображено блоком 7 на рис. 2.3. Кількість можливих аналітичних операцій на цьому підетапі рівна 180. Таким чином, загальна аналітична обчислювальна складність запропонованого і розробленого методу становить 392 аналітичні операції. Ця величина на 100 аналітичних операцій менша від аналогічного

Наприклад, для УС із кутом випромінювання 20° , кутова похибка (рис. 2.7) на відстані один метр, становить 352,65 мм, а на відстані трьох метрів – 1058 мм (становить 35,3% віддалі), тоді як аналогічна невизначеність ІС на відстані одного метра становить 87,32 мм, а на відстані трьох метрів – 261,97 мм (становить 8,7% віддалі). Така невизначеність сенсорів є недостатньою для забезпечення безперешкодної навігації АМР і може спричинити до генерування некоректної поведінки робота. Застосування запропонованого методу дозволяє отримати більш точну ЛКС, що становить 1,7% віддалі до перешкоди.

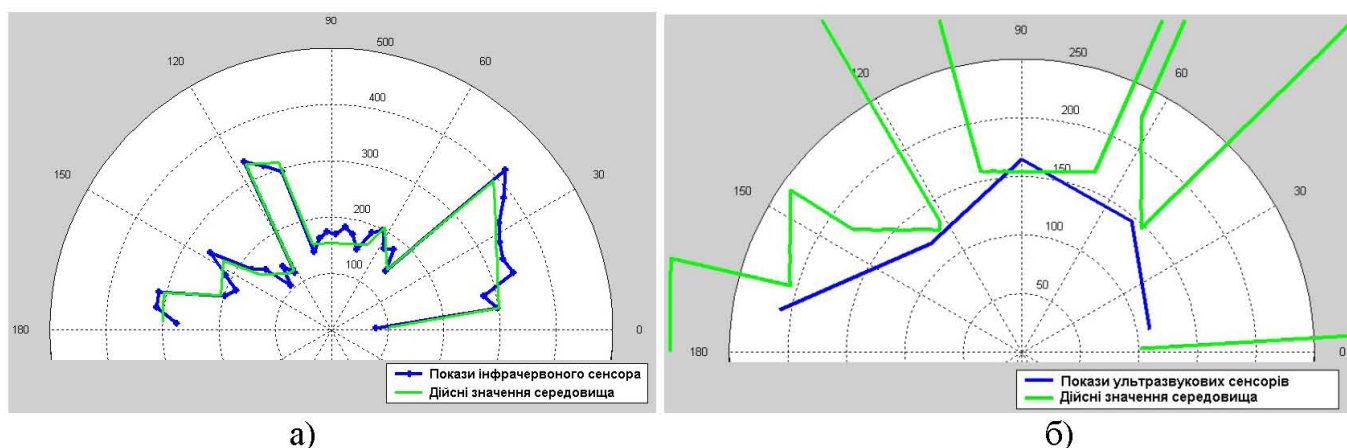


Рис. 2.5. Покази сенсорів мобільного робота в полярній системі координат:
а) інфрачервоного сканера; б) ультразвукових сенсорів

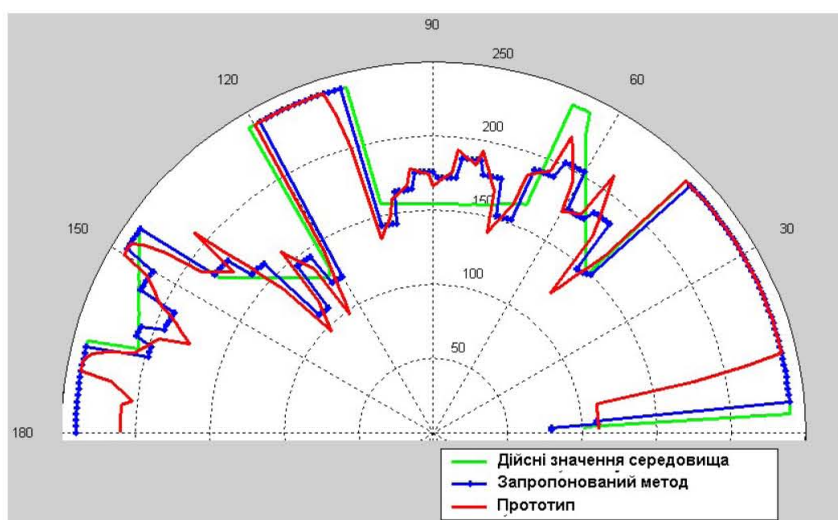


Рис. 2.6. Результати моделювання роботи вдосконаленого методу формування ЛКС

Результати моделювання показали високу точність розробленого методу побудови ЛКС АМР, середня абсолютна похибка визначення лінійних відстаней до перешкод якого становить 13 см, тоді як відомого – 23 см відносно реальних

відстаней до перешкод, що в 1.8 рази точніше. Алгоритмічна складність запропонованого алгоритму становить 0,16 с, тоді як швидкість побудови ЛКС прототипом – 0,22 с, що в 1,4 рази швидше і становить 42,1% та 57,9% загального часу двох методів відповідно (дані показники отримані засобами профілювання розроблених підпрограм в середовищі Matlab 6.0 без використання підпрограм виведення графічної інформації на процесорі AMD Duron 700 МГц).

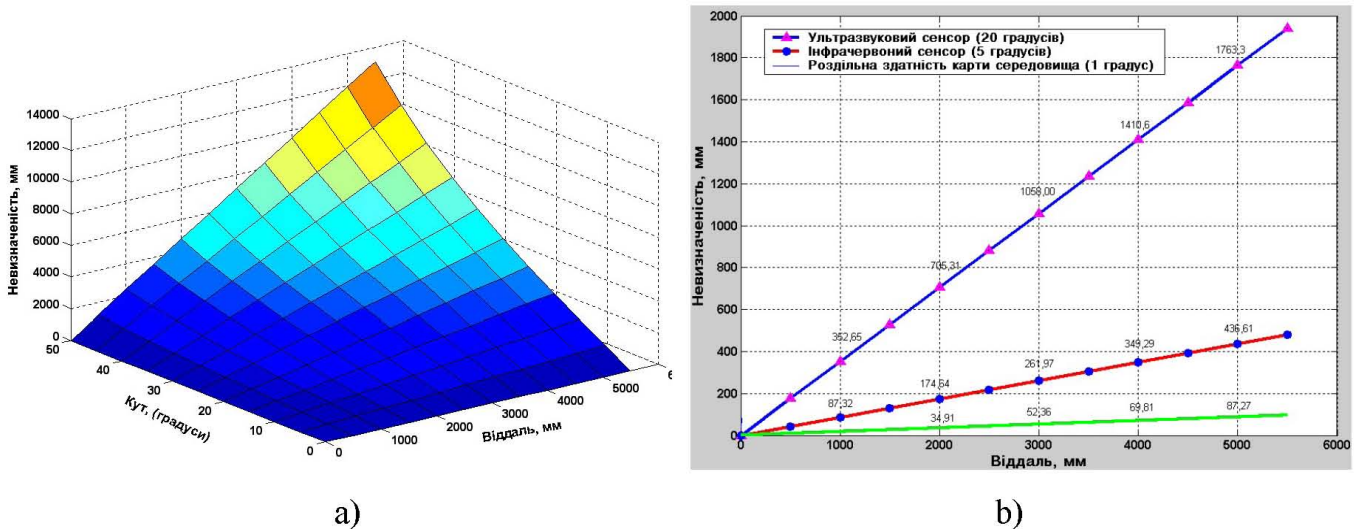


Рис. 2.7. Похибка, спричинена кутовою невизначеністю УС та ІС

Таким чином, в даному параграфі запропоновано та експериментально досліджено метод побудови ЛКС за допомогою статистичної обробки показів УС та ІС, що дозволило в 2 рази зменшити обчислювальну складність відомого методу при одночасному підвищенні точності визначення положень перешкод щодо лінійної та кутової відстані відносно точності УС та ІС. Показано, що запропонований метод є більш універсальним у застосуванні, немає сильної приналежності до положень сенсорів АМР і, на відміну від відомого методу, дозволяє легко адаптуватись до змін конфігурації робота.

2.2. Неймережевий метод побудови середовища мобільного робота

Як показано у першому розділі, актуальною задачею забезпечення автономності АМР є розробка інтелектуальної системи керування [140, 165], що

спроможна самоделувати середовище. Розглянутий в §2.1 статистичний метод не наділений засобами інтелекту при розпізнаванні ситуацій середовища АМР, що може привести до неадекватної реакції у випадку отримання хибних показів сенсорів. Тому, запропоновано і розроблено нейромережевий метод побудови ЛКС, що базується на використанні НМ і показів ІС та УС для представлення положень перешкод в полярній системі координат [140].

Весь простір, що сканують ІС та УС, можна розділити на три види: простір, який знаходиться в ділянках перекриття діапазонів дії УС та ІС (рис. 2.8а); простір, в якому відсутні перекриття діапазонів УС і секторів ІС (ділянки середовища, що розміщені між двома сусідніми УС на рис. 2.8б); ділянки середовища, в яких злиття показів ІС і УС не проводиться (рис. 2.8в). Суть методу полягає в побудові ЛКС на основі апроксимації показів ІС та УС двома НМ. Перша НМ забезпечує злиття показів різнорідних сенсорів у ділянках середовища першого виду. Друга НМ забезпечує апроксимацію ЛКС у ділянках середовища другого виду.

Побудова ЛКС у просторі третього виду забезпечується інтерполяцією показів секторів ІС з кроком 1° :

$$MAP_i = IR_j, \quad i = \overline{1..180}, \quad j = \overline{1..36}, \quad (2.10)$$

де MAP_i – значення відстаней до перешкод ЛКС відповідно до кута i полярної системи координат; IR_j – значення показу j -го сектору ІС.

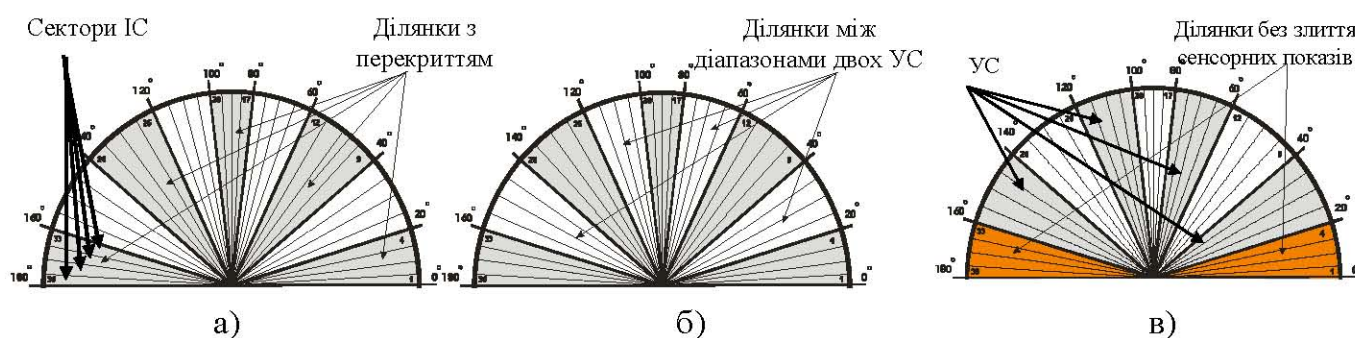


Рис. 2.8. Типи простору, які сканують ІС та УС (темні ділянки відображають діапазони дії УС в межах 20° кожен, світлі – діапазони дії секторів ІС в межах 5° кожен)

Завданням першої НМ є апроксимація q показів УС та ІС для отримання Z значень ЛКС із кроком 1° , де Z – сегмент середовища, який покриває УС. При цьому для проведення апроксимації сенсорних показів і формування ЛКС, доцільно використати структуру НМ прямого поширення у формі багат шарового

персептрон (рис. 2.9), що містить один схований шар і на даний час широко використовується для вирішення задач прогнозу та апроксимації [36, 51, 63, 122, 123, 161, 89].

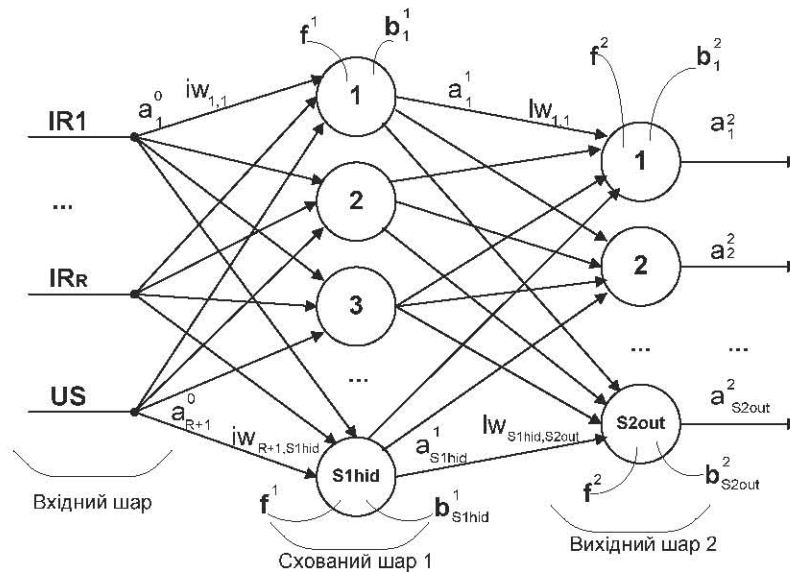


Рис. 2.9. Структура першої НМ для побудови ЛКС в областях перекриття ІС та УС

На вхід НМ подаються покази УС і покази тих секторів ІС, область дії яких перекривається областю дії УС. Таким чином НМ містить $R+1$ входів (R – кількість секторів ІС, що покриває УС) і виконує розподільчі функції, $S1_{hid}$ нейронів проміжного шару виконують перетворення інформації отриманої від вхідного шару і $S2_{out}$ нейронів вихідного шару, що відображають значення відстаней до перешкод ЛКС, які покривають область дії УС з кроком 1° . Кожен шар НМ містить матрицю вагових коефіцієнтів W , вектор порогових значень b і вектор вихідних значень a . Вихід кожного шару багатошарового персептрон

$$a_j^1 = f^1 \left(\sum_{k=1}^{R+1} (iw_{k,j} a_k^0 + b_j^1) \right); \quad (2.11)$$

$$a_j^2 = f^2 \left(\sum_{i=1}^{S1_{hid}} (lw_{i,j} a_i^1 + b_j^2) \right); \quad a_j^2 = f^2 \left(\sum_{i=1}^{S1_{hid}} \left(lw_{i,j} f^1 \left(\sum_{k=1}^{R+1} (iw_{k,i} a_k^0 + b_i^1) \right) + b_j^2 \right) \right), \quad (2.12)$$

де f^1 та f^2 – функції активації відповідно схованого і вихідного шару НМ; $iw_{k,j}$ – вагові коефіцієнти вхідного шару від k -го входу до j -го нейрону схованого шару; $lw_{i,j}$ – вагові коефіцієнти схованого шару від i -го нейрону схованого шару до j -го нейрону вихідного шару; a_k^0 – k -й вхід НМ; a_j^1 та a_j^2 – виходи j -х нейронів відповідно

схованого і вихідного шарів; b_j^1 та b_j^2 – порогові значення j -х нейронів відповідно схованого і вихідного шарів; $R+1$ – кількість входів НМ; $S1_{hid}$ – кількість нейронів схованого шару.

Для нейронів схованого шару використана нелінійна, логорифмічно-сигмоїдна функція активації

$$f(x)=1/(1+e^{-x}), \quad (2.13)$$

а для нейронів вихідного шару - лінійна

$$f(x)=kx, \quad (2.14)$$

де k – коефіцієнт, що відображає кут нахилу прямої лінії функції активації.

Таким чином, НМ містить $R+1$ входів, $S1_{hid}$ нейронів схованого шару, $S2_{out}$ нейронів вихідного шару. Виходи кожного проміжного шару є входами до наступного шару. Тому вихідний другий шар може також аналізуватися як одношарова НМ з $S1_{hid}$ входами, $S2_{out}$ нейронами і ваговою матрицею $W2 = S2 \times S1$. Входами до другого шару НМ є вектор a^1 , а виходами - a^2 . Такий самий підхід використовується для будь-якого шару НМ.

Для побудови ЛКС в проміжку накладання області дії УС і секторів ІС можна використати процедуру симуляції першої НМ:

$$MAP_{i-2} \dots MAP_{i+5 \cdot R+2} = NN1([IR_j, \dots IR_{j+R}, US_k]), i=1..178, j=1..36, k=1..5, IR_j \in US_k, (2.15)$$

де $MAP_{i-2} \dots MAP_{i+5 \cdot R+2}$ – значення відстаней до перешкод ЛКС, які генеруються першою НМ $NN1$; i – кут радіальної системи координат ЛКС; IR_j – значення показу j – сектору ІС, який подається на вхід НМ $NN1$; R – кількість секторів ІС, які перетинаються з областю дії УС; US_k – значення показу k – УС, який подається на вхід НМ $NN1$.

Для навчання НМ доцільно використати алгоритм Levenberg-Marquardt backpropagation [36] або Resilient backpropagation (RPROP) [89], які забезпечують швидке навчання. Перший алгоритм забезпечує швидке сходження до заданої точності навчання НМ при більших затратах пам'яті, на відміну від другого. Навчальна вибірка НМ складається з вектору навчальних входів і вектору навчальних цілей. Входами НМ є покази УС та ІС, а вектор цілі визначається на

основі реальних відстаней до перешкод в середовищі АМР.

У випадку розміщення сенсорів, коли перекриття областей дії УС та ІС не відбувається і області дії секторів ІС знаходяться між областю дії двох сусідніх УС (рис.2.8б), для побудови ЛКС доцільно використати другу апроксимуючу НМ, завданням якої є апроксимація відстаней до перешкод середовища в проміжку між областями дії двох сусідніх УС. При цьому, використано структуру НМ прямого поширення у формі багатошарового перцептрон, що містить один схований шар і дозволяє здійснювати апроксимацію даних (рис. 2.10) [122, [36, 51, 63, 122, 161, 89].

Відмінність структури другої апроксимуючої НМ від першої полягає в тому, що на вхід подаються покази двох сусідніх УС і покази тих секторів ІС, області дії яких знаходяться між областю дії УС. Таким чином, апроксимуюча НМ містить $R+2$ входи, $S1_{hid}$ схованих нейрони і $S2_{out}$ вихідних нейрони. Вихід НМ розраховується аналогічно (2.12).

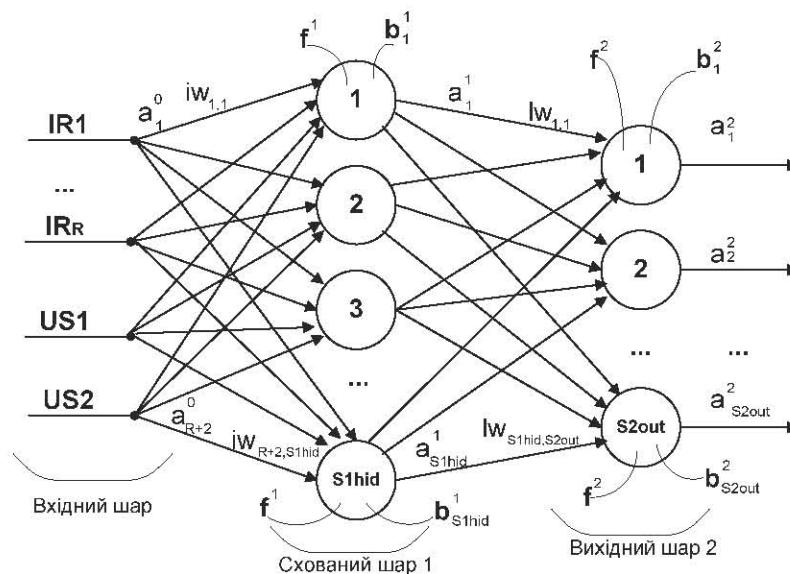


Рис.2.10. Структура другої НМ для побудови ділянок ЛКС, розташованих між областями дії двох сусідніх УС

Для побудови ЛКС в проміжку між областями дії двох сусідніх УС використано процедуру симуляції апроксимуючої НМ:

$$MAP_{i-2} \dots MAP_{i+5 \cdot R+2} = NN2([IR_j, \dots, IR_{j+R}, US_k, US_{k+1}]), i = 1..178, j = 1..36, k = 1..4, \quad (2.16)$$

де $MAP_{i-2} \dots MAP_{i+5 \cdot R+2}$ – значення відстаней до перешкод ЛКС, які генеруються апроксимуючою НМ $NN2$; i – кут радіальної системи координат ЛКС; R – кількість

секторів ІС, які знаходяться між областями дії двох сусідніх УС; IR_j – значення показу j – сектору ІС, який подається на вхід $NN2$; US_k – значення показу k -го УС, який подається на вхід $NN2$.

Для навчання НМ можна використати алгоритм Levenberg-Marquardt backpropagation [36], який забезпечує швидке досягнення заданої точності навчання НМ. Як і в першій НМ, навчальний вектор входів сформовано на основі показів УС та ІС, а вектор цілі визначається на основі реальних відстаней до перешкод в середовищі АМР.

Після побудови ЛКС АМР доцільно обмежити лінійну віддаль до перешкод $MAP(j)$ до значення, яке задається чутливістю сенсорів щодо визначення лінійних відстаней до перешкод (наприклад для сенсорів "Lauze electronic" [123] порогова чутливість становить 2.4 м).

$$\begin{cases} MAP(i) = MAP(i), & \text{if } MAP(i) < 2.4 \text{ м}, \quad i = \overline{1..180}; \\ MAP(i) = 2.4 \text{ meter}, & \text{if } MAP(i) \geq 2.4 \text{ м}, \quad i = \overline{1..180}. \end{cases} \quad (2.17)$$

Крім того, необхідно провести фільтрацію отриманої ЛКС медіанним фільтром [87] для усунення шумів.

Таким чином побудова ЛКС нейромережовим методом здійснюється за чотири основних етапи:

- побудова ділянок ЛКС, для яких провести злиття показів УС та ІС неможливо;
- побудова ділянок ЛКС, в яких перекриваються області дії УС та ІС;
- побудова ЛКС, для ділянок, в яких області дії секторів ІС знаходяться між областю дії двох сусідніх УС;
- обмеження лінійної віддалі ЛКС величиною чутливості сенсорів, та фільтрація їх значень медіанним фільтром.

Для більш детального представлення запропонованого методу розроблено алгоритм побудови ЛКС, який базується на показах ІС і УС (рис. 2.11). Для оцінки складності запропонованого методу і порівняння з відомим, визначимо алгоритмічну складність запропонованого методу на основі аналітичних операцій аналогічно як це зроблено в §2.1. Для порівняння алгоритмічної складності

запропонованого і відомого методів використано конфігурацію сенсорів (рис. 2.8а). При цьому, для побудови ЛКС достатньо здійснити: формування навчальних вибірок для двох НМ, де кількість ітерацій залежить від кількості положень АМР, згідно з якими проводиться навчання НМ; дві процедури навчання двох НМ; дві процедури симуляції двох НМ, а також провести обмеження радіуса ЛКС. Крім того, для наведеної конфігурації сенсорів АМР операції, представлені блоками 4 і 6 (рис. 2.11), не виконуються у зв'язку із відсутністю ділянок, для яких провести злиття показів різнорідних сенсорів неможливо. Таким чином, обчислювальну складність запропонованого методу можна представити наступним чином:

$$Calc = TrSET(NN1, NN2) + TRAIN(NN1) + TRAIN(NN2) + SIM(NN1) + SIM(NN2) + 180 \quad (2.18)$$

де $TrSET(NN1, NN2)$ – процедури формування навчальних вибірок для першої $NN1$ і другої $NN2$ НМ; $TRAIN(NN1)$, $TRAIN(NN2)$ – процедури навчання першої і другої НМ; $SIM(NN1)$, $SIM(NN2)$ – процедури симуляції НМ.

Таким чином, якщо припустити, що для побудови ЛКС 100 навчальних векторів, то обчислювальна складність запропонованого методу, згідно (2.21), рівна 100 формуванням навчальних вибірок для НМ, 4 процедурам навчання та симуляції НМ, 180 обмежень радіуса ЛКС. Отже, алгоритмічна складність запропонованого методу становить 284 операції. Запропонований і розроблений метод реалізовано в середовищі моделювання Matlab 6.5 [19]. При цьому модель середовища, як і в §2.1, представлено у формі бінарної матриці (рис. 2.4). Для моделювання використано конфігурацію АМР, що містить 36 секторів ІС і 5 УС із кутовою спрямованістю 10° , 50° , 90° , 130° і 160° (рис. 2.8а).

Моделювання показів секторів ІС проводилось із похибкою 5° відносно визначення кута до перешкоди і 30 см відносно лінійної відстані до перешкоди (рис. 2.12а, 2.13а). Похибка кожного УС моделювалась із точністю 20° відносно кута до перешкоди і 10 см відносно лінійної відстані до перешкоди (рис. 2.12б). Причому, похибки на інтервалі $[a, b]$ розподілені за нормальним законом розподілу для кожного із сенсорів і їх значення:

$$y = a + (b-a) * randn, \quad (2.19)$$

де a – нижня границя інтервалу похибки вимірювання; b – верхня границя інтервалу похибки вимірювання; $randn$ – функція генерування випадкових чисел, розподілених за нормальним законом розподілу на інтервалі $[0, 1]$.

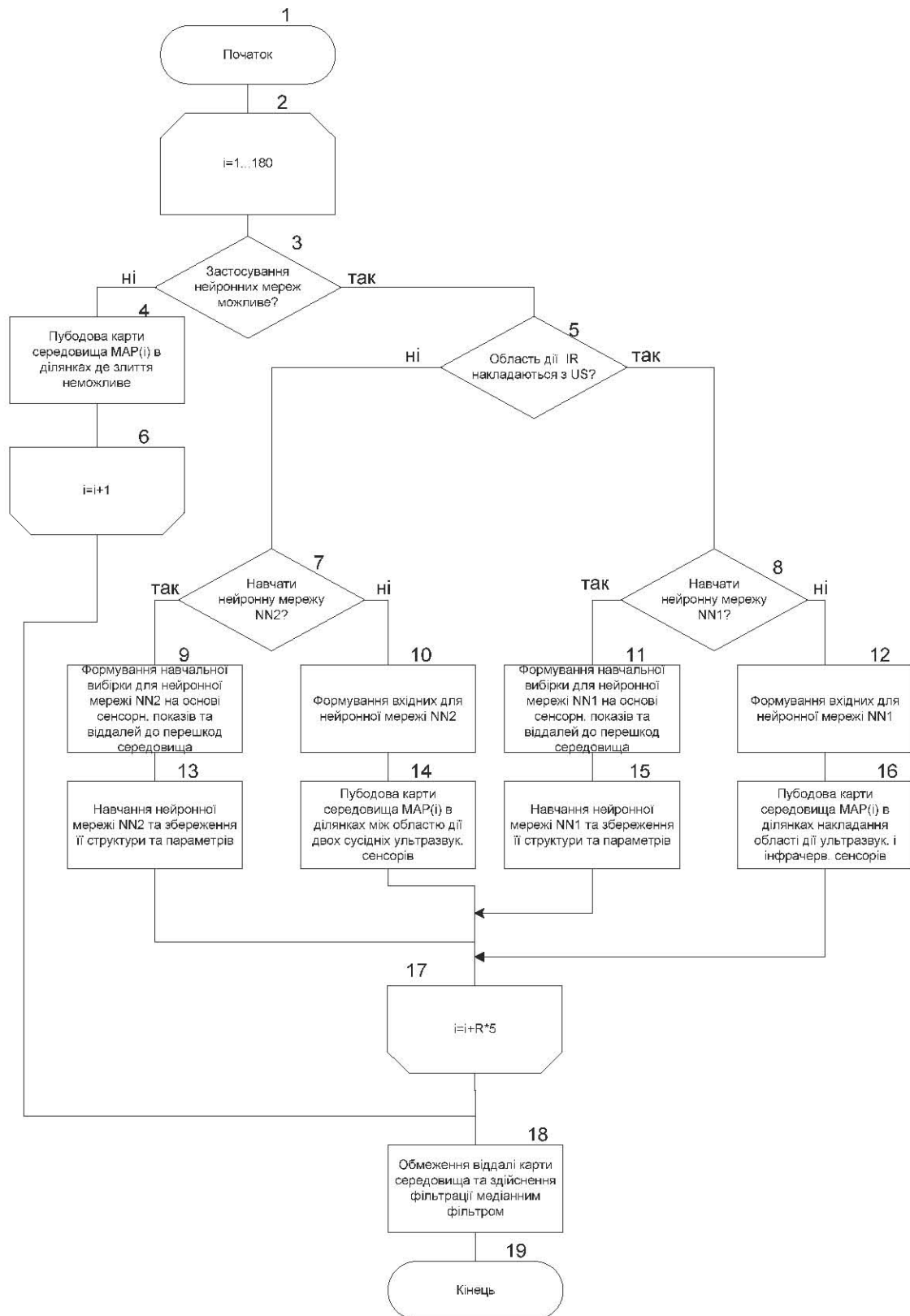


Рис. 2.11. Схема роботи алгоритму побудови ЛКС АМР нейромережевим методом

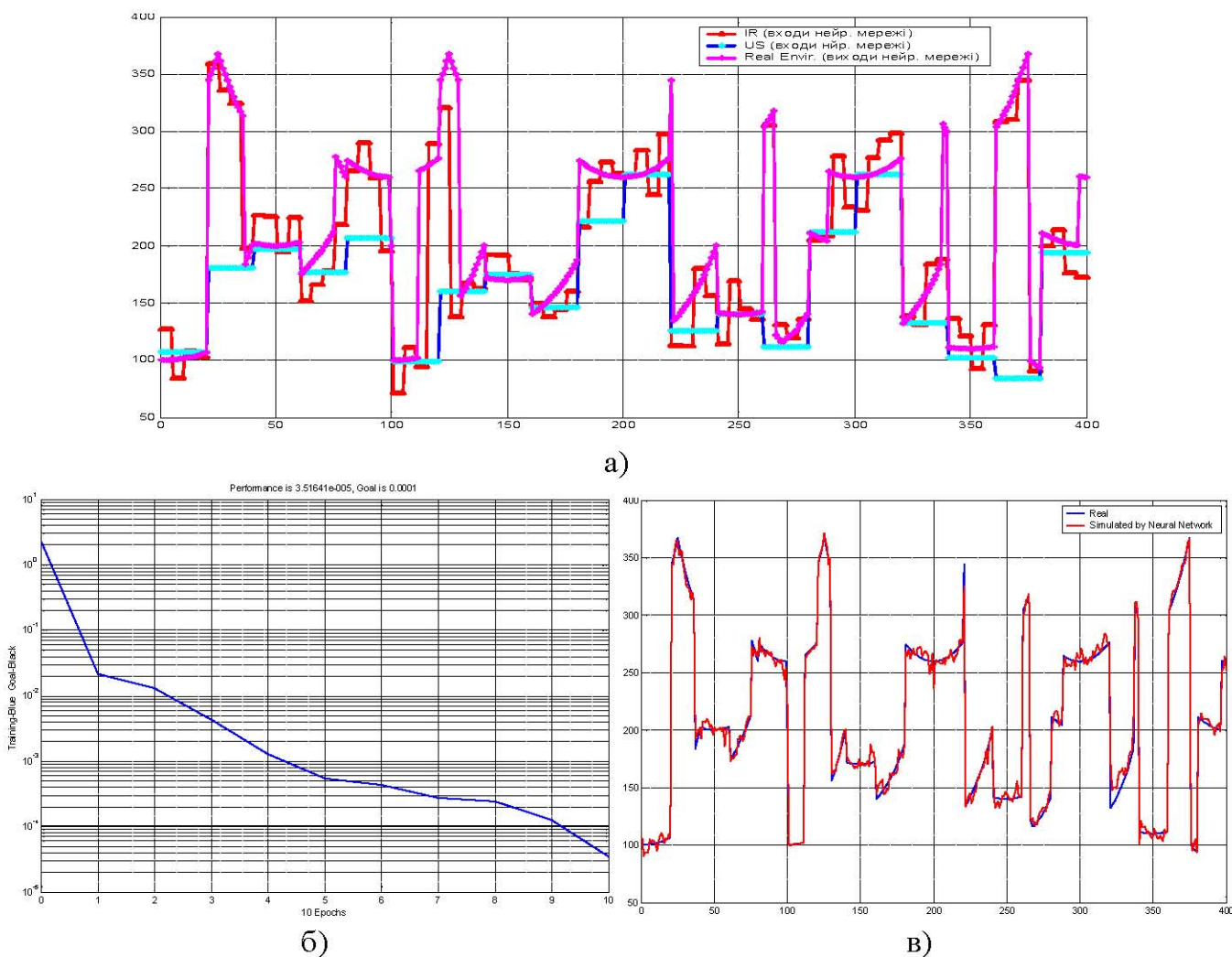


Рис. 2.12. Процес навчання першої апроксимуючої нейронної мережі:

- а) навчальна вибірка нейронної мережі; б) діаграма процесу навчання нейронної мережі;
 в) інтерпретація даних навчальної вибірки навченою нейронною мережею

З метою представлення функціонування НМ для побудови ЛКС АМР розглянуто наступні конфігурації НМ. Структура першої НМ містить 5 входів, 15 нейронів схованого шару із сигмоїдною функцією активації і 20 вихідних нейронів з лінійною функцією активації (рис. 2.9). Друга НМ містить 6 входів, 15 нейронів схованого шару і 20 вихідних нейронів (рис. 2.10). Кількість нейронів вихідного шару НМ залежить від кутової роздільної здатності секторів ІС. Навчальні вибірки НМ сформовано з показів УС та ІС АМР, а також еталонних значень відстаней до перешкод із кроком 1° . Для навчання НМ використано алгоритм Levenberg-Marquardt, який реалізовано в середовищі MATLAB 6.5 [19, 36]. При цьому навчання НМ (рис. 2.12б, 2.13б) доцільно обмежити 100 епохами з метою уникнення ефекту їх перетворення в асоціативну пам'ять. Процеси апроксимації значень

навчальних вибірок НМ зображено на рис. 2.12в, 2.13в. Навчальні вибірки для НМ сформовано на основі показів сенсорів АМР згідно 8 положень робота у змодельованому середовищі (рис. 2.12а, 2.13а).

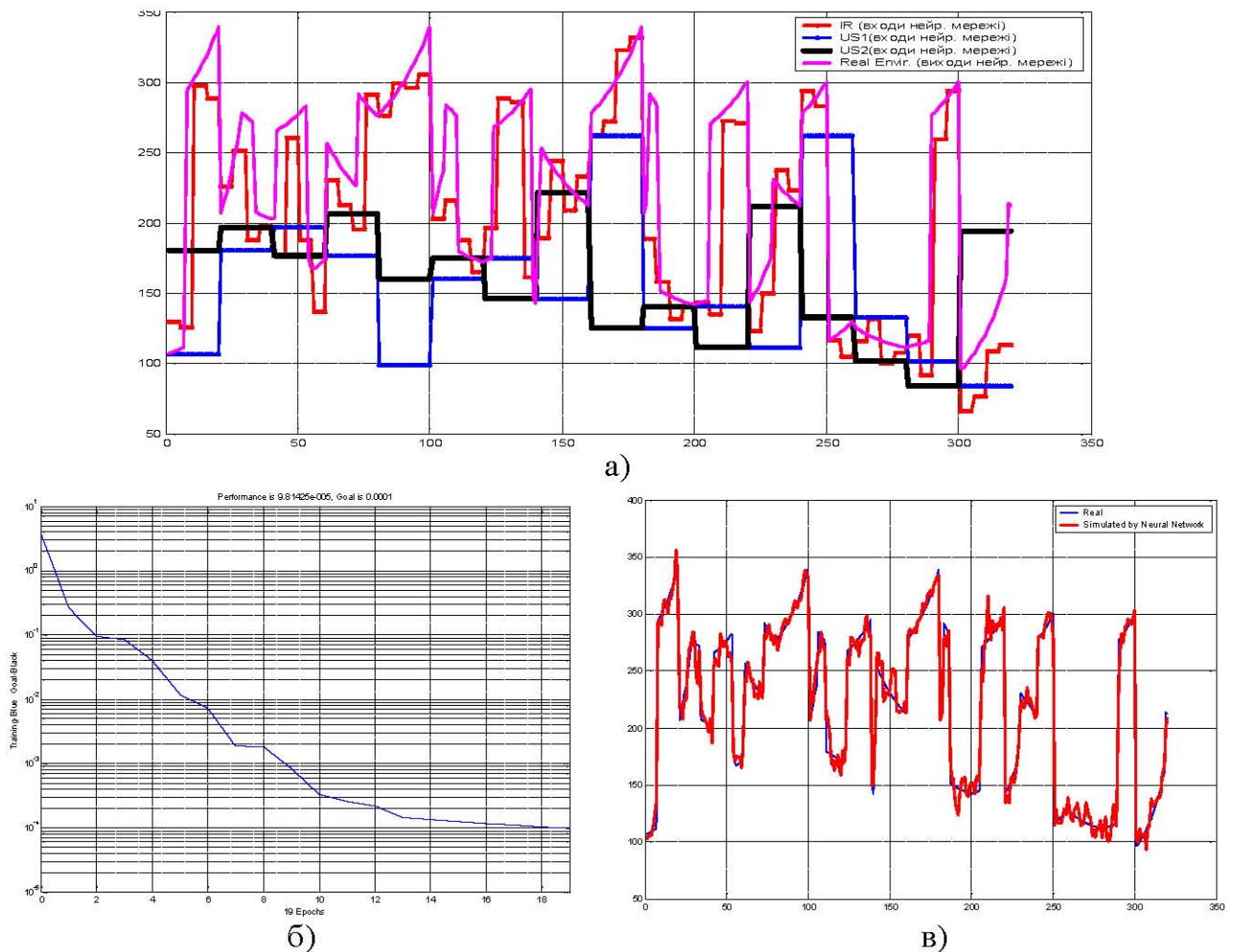


Рис. 2.13. Процес навчання другої апроксимуючої НМ:

- а) навчальна вибірка НМ; б) діаграма процесу навчання НМ; в) інтерпретація даних навчальної вибірки навченою НМ

Приклад ділянки середовища, побудованої з використанням першої НМ, показано на рис. 2.14а, де по осі абсцис відображено номер ділянки побудованого середовища, в яких перекриваються покази УС та ІС. Згідно використаної конфігурації сенсорів АМР можна виділити 5 ділянок середовища, в яких покази ІС та УС перекриваються. Кожна ділянка середовища містить 20 значень відстаней до перешкод середовища із кроком 1° полярної системи координат, які в сукупності формують діапазон значень $20 \times 5 = 100$. Абсолютні відхилення побудованого середовища АМР від реального зображено на рис. 2.14б. Середньоквадратична

похибка ЛКС, побудованої розробленим методом становить 13 см, тоді як аналогічний параметр у відомому методі становить 19 см, що дозволяє будувати ЛКС в 1,5 рази точніше.

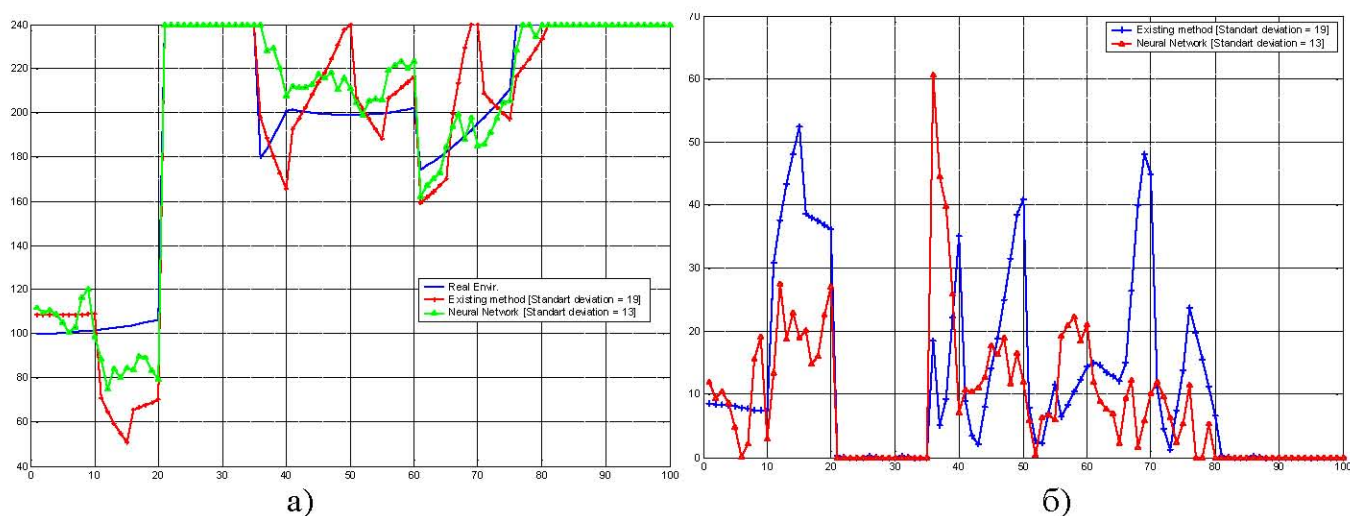


Рис. 2.14. Побудова ділянок ЛКС першою нейронною мережею:

а) ЛКС; б) діаграма абсолютних відхилень ЛКС від реальних значень

Приклад ділянки середовища, побудованої з використанням другої НМ, зображено на рис. 2.15а, де по осі абсцис відображено номер ділянки побудованого середовища в проміжках між двома сусідніми УС. Згідно використаної конфігурації сенсорів АМР можна виділити 4 ділянки середовища, в яких покази ІС та УС не перекриваються. Кожна ділянка середовища містить 20 значень відстаней до перешкод середовища із кроком 1° полярної системи координат, які в сукупності формують діапазон значень $20 \times 4 = 80$. Абсолютні відхилення побудованого середовища АМР від реальних значень відстаней до перешкод, представлені на рис. 2.15б. При цьому, середньоквадратична похибка запропонованого методу рівна 8 см, тоді як згідно відомого методу вона становить 32 см, що дозволяє будувати ЛКС в 4 рази точніше.

Для представлення переваг запропонованого методу розглянемо сенсорні покази АМР (рис. 2.16), що представлені на рис. 2.5. При цьому покази третього УС штучно спотворені для імітації ефектів поглинання ультразвукового імпульсу перешкодою або відбиття імпульсу в протилежному від сенсора напрямку.

На рис. 2.17 представлено побудовану ЛКС АМР в полярній системі координат на основі показів УС та ІС (рис. 2.16).

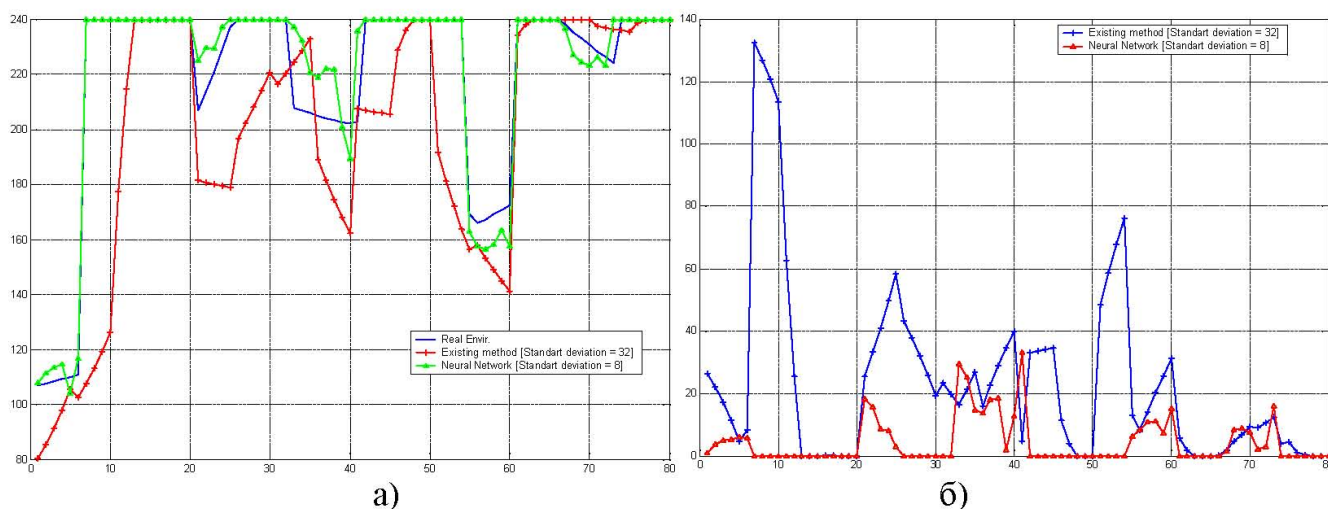


Рис. 2.15. Побудова ділянок карти середовища другою апроксимуючою нейронною:

а) ЛКС; б) діаграма абсолютних відхилень ЛКС від реальних значень

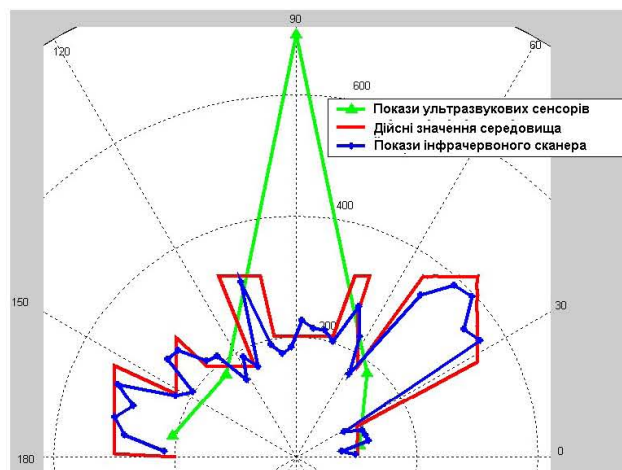


Рис. 2.16. Моделювання показів сенсорів АМР.

На основі наведеної ЛКС внаслідок неточності третього УС перешкода, яка знаходиться по центру АМР, не визначається ні прототипом, ні статистичними методами. Проте перешкода може бути визначена нейромережевим методом внаслідок адаптації НМ до представлених умов. Причому для надійної детекції перешкод використовувалась навчальна вибірка, що містила 112 положень АМР в різних ділянках середовища (час навчання НМ становив 9 епох). В наведеному прикладі середнє значення абсолютних відхилень від дійсних лінійних відстаней до перешкод прототипом становить 19 см, статистичним методом – 17 см, нейромережевим методом - 7 см. Таким чином, точність побудови ЛКС нейромережевим методом в 2.7 рази вища за точність прототипу і в 2.4 рази вища від статистичного методу.

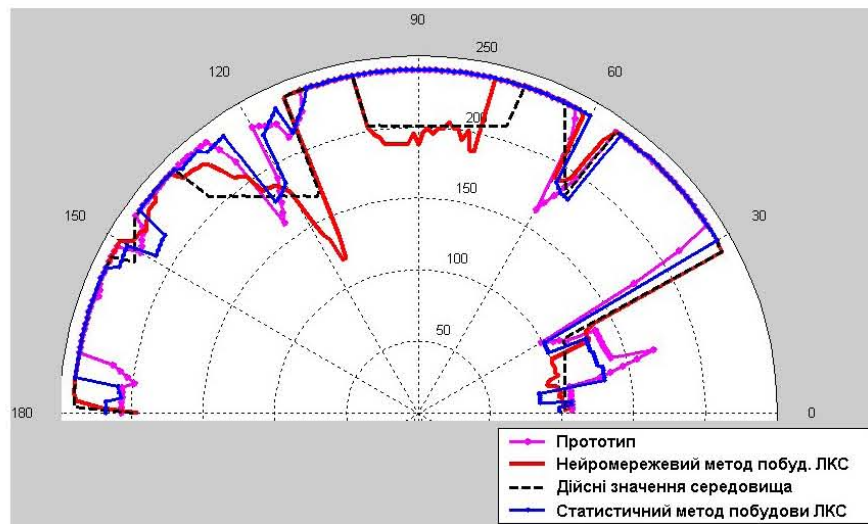


Рис. 2.17. ЛКС в полярній системі координат

В даному параграфі розроблено та експериментально досліджено метод побудови ЛКС АМР з використанням технології злиття показів УС та ІС, який характеризується меншою алгоритмічною складністю і можливістю опрацювання сенсорних показів в реальному часі із вищою в 1.5–4 рази точністю ніж відомий метод.

2.3. Метод побудови карти середовища мобільного робота на основі злиття структурованого світла і відеозображення

Як показано в першому розділі, технології, що направлені на виявлення перешкод АМР можна розділити на дві категорії: активного і пасивного сприйняття інформації. Застосування методів побудови ЛКС на основі показів активних сенсорів мають ряд обмежень (наприклад, застосування УС у вакуумному середовищі неможливе у зв'язку із неможливістю поширення ультразвукових коливань у ньому). Тому, запропоновано і розроблено третій, метод побудови ЛКС АМР на основі дії структурованого світла на відеозображення [139].

Суть методу полягає у використанні променя СС (лазера), що у формі горизонтальної прямої лінії спрямовується до перешкоди під заданим кутом α та визначенні його проекції на зображенні відеокамери (рис. 2.18а, 2.19), внаслідок чого забезпечується побудова ЛКС в 3D просторі. Враховуючи те, що розглядається

замкнуте середовище АМР, напрямлений пучок світла завжди досягне до деякої перешкоди, що знаходиться на перетині із променем. Відбитий від перешкоди промінь проектується на сенсорну панель відеокамери в положенні точки E . Знаючи фокусну відстань відеокамери OD , кут випромінювання CC α , відстань до випромінювача CC OA , відстань DE проєкції відбитого променя CC від перешкоди, та використовуючи геометричні залежності конфігурації обладнання АМР, можна однозначно знайти відстані OB , OC та кут β розміщення перешкоди, на основі яких побудувати ЛКС АМР в 3D просторі.

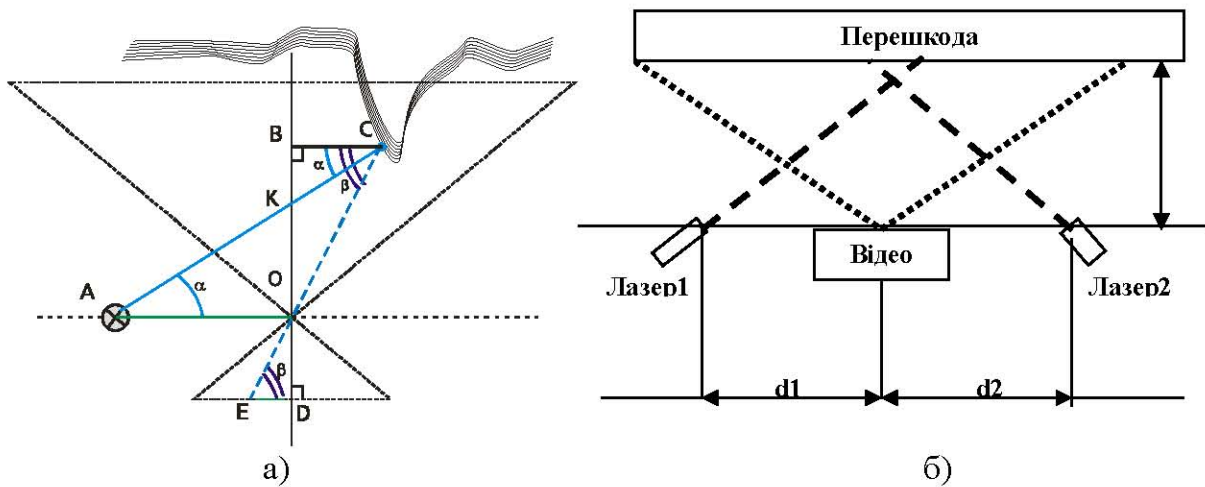


Рис. 2.18. Геометрична інтерпретація визначення перешкод мобільного робота
а) тригонометричні залежності; б) розміщення випромінювачів світла

Віддаль OB , можна визначити як суму двох складових віддалей OK і KB :

$$OB = OK + KB. \quad (2.20)$$

При цьому віддаль OK можна визначити, виходячи із тригонометричних властивостей прямокутного трикутника AOK :

$$\frac{OK}{AO} = \operatorname{tg} \alpha \Rightarrow OK = AO * \operatorname{tg} \alpha. \quad (2.21)$$

Для знаходження віддалі KB розглянемо тригонометричні властивості прямокутних трикутників AOK та CBK , для яких:

$$\left. \begin{aligned} \frac{OD}{ED} = \frac{BO}{BC} = \operatorname{tg} \beta &\Rightarrow BC = \frac{BO}{\operatorname{tg} \beta} \\ \frac{KB}{BC} = \operatorname{tg} \alpha &\Rightarrow BC = \frac{KB}{\operatorname{tg} \alpha} \end{aligned} \right\} \Rightarrow \frac{BO}{\operatorname{tg} \beta} = \frac{KB}{\operatorname{tg} \alpha}, \quad (2.22)$$

$$BO * \operatorname{tg} \alpha = KB * \operatorname{tg} \beta. \quad (2.23)$$

У виразі (2.23) значення OB визначається (2.20)

$$(OK + KB) * \operatorname{tg} \alpha = KB * \operatorname{tg} \beta, \quad (2.24)$$

звідки значення KB можна знайти згідно (2.25-2.27):

$$\frac{OK + KB}{KB} = \frac{\operatorname{tg} \beta}{\operatorname{tg} \alpha}, \quad (2.25)$$

$$\frac{OK}{KB} + 1 = \frac{\operatorname{tg} \beta}{\operatorname{tg} \alpha}, \quad (2.26)$$

$$\frac{OK}{KB} = \frac{\operatorname{tg} \beta}{\operatorname{tg} \alpha} - 1 \Rightarrow KB = \frac{OK}{\frac{\operatorname{tg} \beta}{\operatorname{tg} \alpha} - 1} = \frac{AO * \operatorname{tg} \alpha}{\frac{\operatorname{tg} \beta - \operatorname{tg} \alpha}{\operatorname{tg} \alpha}} = \frac{AO * \operatorname{tg}^2 \alpha}{\operatorname{tg} \beta - \operatorname{tg} \alpha}. \quad (2.27)$$

На основі отриманих значень OK (2.21) та KB (2.27) можна визначити відстань OB , на основі (2.20):

$$OB = AO * \operatorname{tg} \alpha + \frac{AO * DE * \operatorname{tg}^2 \alpha}{OD - DE * \operatorname{tg} \alpha} = \frac{AO * \operatorname{tg} \alpha * OD}{OD - DE * \operatorname{tg} \alpha}. \quad (2.28)$$

Відстань OC до перешкоди можна обчислити на основі тригонометричних властивостей прямокутних трикутників OBC і ODE і величини OB (2.28):

$$\operatorname{tg} \beta = \frac{OD}{DE} \Rightarrow \beta = \operatorname{arctg} \left(\frac{OD}{DE} \right), \quad (2.29)$$

$$OC = \frac{OB}{\sin(\beta)} = \frac{OB}{\sin[\operatorname{arctg}(\frac{OD}{DE})]}. \quad (2.30)$$

Для побудови локальної карти 3D середовища випромінювач CC генерує промінь, який проектується у вигляді прямої лінії KZ під кутом α відносно осі відеокамери в напрямку перешкоди (рис. 2.19). Визначення положення перешкоди АМР в 3D просторі забезпечується положенням проекції променя CC на сенсорній панелі відеокамери, який відбивається від перешкоди.

При цьому, для визначення координат точки перешкоди P , яка знаходиться на перетині із променем CC , в 3D просторі необхідно визначити координати її проекції на сенсорній панелі відеокамери в точці N відносно центру відеозображення (рис. 2.19). Положення точки P в просторі задається трьома значеннями координат (ширини, глибини і висоти). Визначення значень координат до перешкод

здійснюється відносно АМР, об'єktiv якого (точка O) знаходиться в положенні $(0,0,0)$. Значення координати глибини до перешкод OB визначається згідно (2.31). Координату ширини можна визначити з тригонометричних властивостей двох прямокутних трикутників OBC і ODE :

$$BC = \frac{OB * DE}{OD}, \quad (2.31)$$

де OB – значення глибини; DE – значення проекції точки P на сенсорній панелі відеокамери відносно центру зображення по горизонталі в пікселях; OD – фокусна віддаль відеокамери (в пікселях).

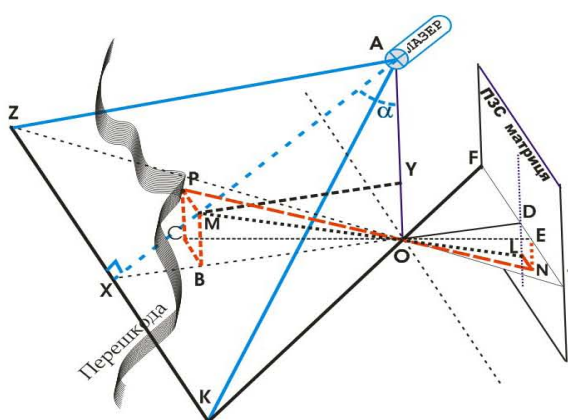


Рис. 2.19. Геометрична інтерпретація побудови карти середовища в 3D просторі

Координату висоти можна визначити з тригонометричних властивостей двох прямокутних трикутників OBM і ODL :

$$CP = \frac{OB * DL}{OD}, \quad (2.32)$$

де OB – глибина; DL – віддаль проекції точки P на сенсорній панелі відеокамери відносно центру зображення по вертикалі в пікселях; OD – фокусна віддаль відеокамери (в пікселях).

Таким чином, враховуючи поступальне переміщення АМР в напрямку координати глибини OB , можна визначити форму перешкоди, яка знаходиться перед роботом і побудувати ЛКС. Крім того, з метою виявлення різнобічних сторін перешкод, пропонується використати декілька випромінювачів СС, розміщених з різних сторін відносно відеокамери (рис. 2.18б).

Для знаходження лінійних відстаней до перешкод необхідно забезпечити виконання чотирьох основних процедур запропонованого методу (рис. 2.20). Завдання першої процедури – здійснення процесу калібрування основних параметрів відеокамери і випромінювача СС для подальшої обробки даних. Завдання другої процедури – забезпечення процесу отримання відеозображень від відеокамери та їх оцифрування. Завдання третьої процедури – виконання цифрової обробки зображень, в результаті якої виділяється сегмент променя СС на зображенні. Функція останньої (четвертої) процедури – здійснення математичних операцій по визначенню віддалі і положень перешкод відносно АМР та побудова карти 3D середовища.

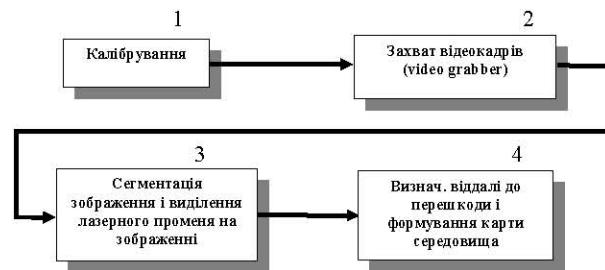


Рис. 2.20. Основні процедури запропонованого методу детекції перешкод

На основі вищенаведених математичних операцій побудови ЛКС АМР, фокусна віддаль від об'єктива до сенсорної панелі відеокамери, а також віддаль до випромінювача променя СС, як правило, є відомими з характеристик відеокамери та умов проведення експерименту. Для визначення відстані до перешкоди важливим є встановлення кута випромінювання променя СС та положення плями його проекції на відеозображенні. У зв'язку із практичною складністю точної фіксації кута випромінювача СС по відношенню до відеокамери, його можна уточнити математично на етапі калібрування. Для цього АМР необхідно розмістити на деякій фіксованій і відомій наперед відстані OB від перешкоди (рис. 2.18а). Кут випромінювання променя СС по відношенню до відеокамери

$$\alpha = \arctg\left(\frac{OB * OD}{AO * OD + BO * DE}\right). \quad (2.33)$$

У випадку, коли кут зору відеокамери γ та фокусна відстань OD невідомі, їх можна знайти експериментально на етапі калібрування відеокамери. Для цього

відеокамеру потрібно зафіксувати на деякій відстані OB відносно площини AC (рис. 2.21). При цьому, площина AC проектується на сенсорну панель EK відеокамери через оптичний об'єктив в точці O . Горизонтальний кут зору відеокамери γ можна визначити на основі кута δ із тригонометричних властивостей трикутника OBC , для якого за теоремою косинусів

$$\gamma = 2 * \delta = 2 * \arccos\left(\frac{OB^2 + OC^2 - BC^2}{2 * OB * OC}\right). \quad (2.34)$$

Вимірювання розмірів BC , OC та OB забезпечується на основі поміток, що робляться на площині і відповідають крайнім позиціям зображення (рис. 2.21б). Фокусну віддаль OD можна обчислити виходячи з визначеного кута γ та роздільної здатності відеозображення ED в пікселях:

$$OD = ED / \operatorname{tg}\left(\frac{\gamma}{2}\right). \quad (2.35)$$

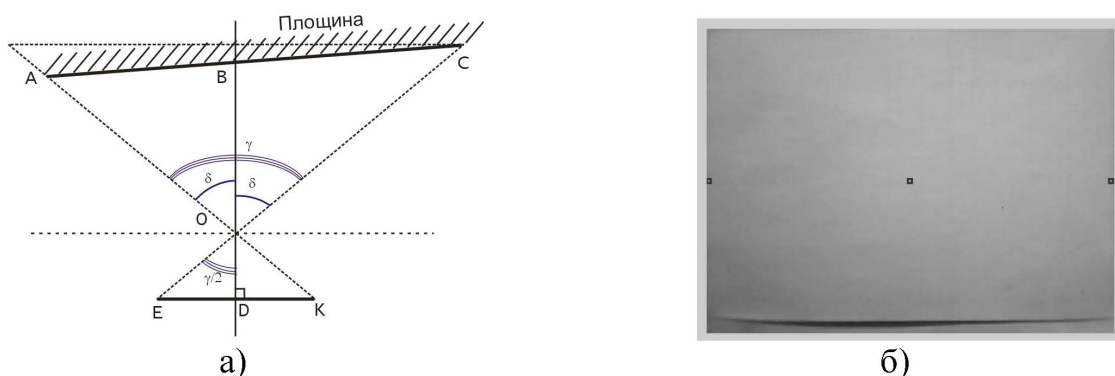


Рис. 2.21. Геометрична інтерпретація процесу калібрування параметрів відеокамери
а) геометрична інтерпретація; б) зображення, отримане під час калібрування

Визначення кута зору γ' вертикального січення відеокамери можна здійснити на основі фокусної віддалі та роздільної здатності відеокадру по вертикалі:

$$\gamma' = 2 * \operatorname{arctg}\left(\frac{R}{2 * OD}\right), \quad (2.36)$$

де γ' – кут зору вертикального січення відеокамери; R – роздільна здатність відеокадру по вертикалі в пікселях; OD – фокусна віддаль відеокамери.

Для захвату відеозображення (процедура 2 на рис. 2.20) пропонується використати відомі рішення, які як правило апаратно реалізовані у цифрових відеокамерах і дозволяють отримати зображення в цифровій формі у вигляді RGB

матриць (truecolor зображення) з $M \times N \times 3$ масивом даних, які приймають значення відтінків червоного, зеленого і синього кольорів для кожного пікселя із швидкістю до 30 кадрів за секунду [103]. При цьому величини M , N відображають розмірність зображення у пікселях.

Основним завданням запропонованого методу є визначення положення проекції променя CC на сенсорній панелі відеокамери, що здійснюється при виконанні процедури сегментації зображення і виділення променя на ньому (рис. 2.20). При цьому в залежності від відстані до перешкоди, від якої проектується промінь CC , останній може займати різне положення на сенсорній панелі відеокамери. Визначення променя CC на отриманому відеокамерою зображенні можливе з використанням трьох підходів: аналізу зображення, кольорового оптичного фільтру та НМ.

При першому підході для визначення положення лазерного променя на зображенні необхідно отримати два відеокадри відеокамери, що формуються із ввімкненим та вимкненим променем CC відповідно із малою затримкою часу для забезпечення мінімального відхилення в зображеннях. Крім того, доцільно використати чорно-білі зображення, які мають кращі співвідношення сигнал/шум, ніж кольорові. Сегментація променя CC здійснюється на основі попіксельного аналізу відхилень значень відтінків кольорів на двох відеозображеннях. В положенні найбільших відхилень кольорів двох відеозображень виділяється сегмент, що відповідає проекції променя CC на зображенні. В результаті таких операцій отримується бінарне сегментоване зображення із значенням кольорів пік селів, рівним одиниці, в положенні проекції плями CC :

$$Segment(i, j) = PICT1(i, j) - PICT2(i, j) - T; \quad (2.37)$$

$$Segment(i, j) = \frac{Segment(i, j) + |Segment(i, j)|}{2}; \quad (2.38)$$

$$Segment(i, j) = \text{ceil} \left(\frac{Segment(i, j)}{Segment(i, j) + 1} \right); \quad (2.39)$$

де $Segment(i, j)$ – значення кольору пікселя сегментованого зображення в положенні i -го рядка і j -го стовця, отриманого на основі двох зображень $PICT1(i, j)$

та $PIC2(i,j)$; $ceil$ – функція округлення дробового числа до більшого цілого значення.

Порогове значення T залежить від кількості пік селів, які займає сегментована пляма на зображенні, і може бути визначене адаптивно:

$$T = \begin{cases} T + 1, & \text{if } sum(Segment) \geq High_number; \\ T - 1, & \text{if } sum(Segment) < Low_number; \end{cases} \quad (2.40)$$

де T – значення порогової величини; sum – функція сумування значень елементів бінарної матриці $Segment$; $High_number$ – максимально-можлива кількість пікселів, які може займати пляма СС на зображенні; Low_number – мінімально-можлива кількість пікселів, які може займати пляма СС на зображенні; $Sum(Segment)$ – операція сумування значень кольорів пікселів сегментованого зображення $Segment$.

Величини $High_number$, Low_number встановлюються емпірично невеликим розкидом в залежності від розміру плями СС ω на зображенні. Розмір плями СС на деякій відстані r від перешкоди визначається кутом розсіювання променя СС θ :

$$\omega = \frac{r * \theta + di}{2}, \text{ де } \omega - \text{розмір плями СС; } di - \text{початковий діаметр плями СС на}$$

відстані, рівній 0; r – відстань до перешкоди, що знаходиться на перетині з плямою СС. В практичних застосуваннях розмір плями СС апроксимується до форми кола. Для спрощення математичних операцій не розглядається еліптична форма плями СС, яка може бути отримана при попаданні променя СС на площину, розміщену під кутом до випромінювача. Таким чином, значення ω визначається для максимальної лінійної відстані до перешкод, для якої будується ЛКС.

Для уникнення впливу шумів, що можуть спричинити до сегментування пікселів, які не відповідають плямі СС, необхідно здійснити фільтрацію сегментованого зображення, для чого використана особливість, яка полягає в тому, що шуми характеризуються випадковим, не зв'язним характером і проявляються в окремих хаотичних піксельних сегментах зображення, які не мають повнозв'язних характеристик (восьми зв'язних сусідніх пікселів) [32, 34]. При цьому, встановлюється матриця вагових коефіцієнтів W , розмірністю 3×3 елементи, для якої значення кожного вагового коефіцієнту рівна чотирьом (рис. 2.22).

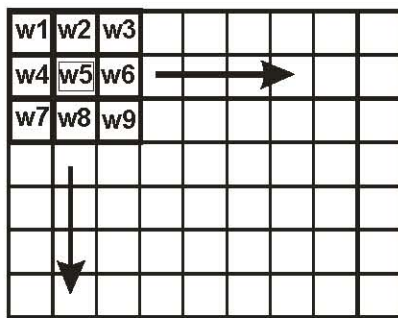


Рис. 2.22. Фільтрація зображення

Для забезпечення фільтрації бінарного зображення $Segment$ на ньому виділяється „вікно” розмірністю 3×3 пікселя. Для кожного пікселя, що знаходиться посередині (відповідає позиції $w5$ на рис. 2.22), обчислюється його значення:

$$\begin{aligned}
 Fil_pict(i, j) = & Segment(i-1, j-1) * w1 + Segment(i-1, j) * w2 + Segment(i-1, j+1) * w3 + \\
 & + Segment(i, j-1) * w4 + Segment(i, j) * w5 + Segment(i, j+1) * w6 + \\
 & + Segment(i+1, j-1) * w7 + Segment(i+1, j) * w8 + Segment(i+1, j+1) * w9 - 35;
 \end{aligned} \quad (2.41)$$

$$Fil_pict(i, j) = \frac{Fil_pict(i, j) + |Filt_pict(i, j)|}{2}; \quad (2.42)$$

$$Filt_pict(i, j) = \text{ceil} \left(\frac{Filt_pict(i, j)}{Filt_pict(i, j) + 1} \right); \quad (2.43)$$

де $Filt_pict(i, j)$ – значення відтінку кольору пікселя в позиції i -го рядка і j -го стовпця відфільтрованого зображення; $Segment$ – бінарна матриця зображення, отримана за (2.39); $w1 \dots w9$ – вагові коефіцієнти матриці W .

Для знаходження центру плями СС, неперервні сегменти зображення, отримані згідно (2.43), усереднюються по вертикалі для кожного сегменту, до якого визначається відстань за (2.33) та значення координат у просторі:

$$Center(j) = \frac{Segm1(i, j) + Segm2(i, j)}{2}, \quad (2.44)$$

де $Center(j)$ – значення центру плями СС в j -й колонці зображення відеокамери; $Segm1(i, j)$ – значення координати початку i -го сегменту плями СС в j -й колонці відеозображення; $Segm2(i, j)$ – значення координати кінця i -го сегменту плями СС в j -й колонці відеозображення.

Особливість другого підходу полягає в тому, що для визначення положення променя СС на зображенні використовується вузько-діапазонний світловий фільтр із такою ж пропускнуою довжиною хвилі, що й довжина хвилі променя випромінювача

СС. Відмінність підходу від попереднього полягає в тому, що отримується лише одне зображення відеокамери відфільтроване світловим фільтром, на якому виділяється пляма проєкції променя СС, відбитого від перешкоди (рис. 2.23).

Сегментація променя СС на отриманому зображенні здійснюється пороговим значенням, що забезпечує відмінність значень відтінку кольору пікселів плями СС від пікселів фону відфільтрованого зображення, при цьому бінарне зображення

$$Segment(i, j) = \begin{cases} 0, & \text{if } PICT(i, j) \leq T; \\ 1, & \text{if } PICT(i, j) > T; \end{cases} \quad (2.45)$$

де $Segment(i, j)$ – значення кольору пікселя в положенні i -го рядка і j -го стовпця сегментованого зображення; $PICT(i, j)$ – значення кольору пікселя в положенні i -го рядка і j -го стовпця відфільтрованого світловим фільтром зображення, отриманого від відеокамери; T – порогове значення сегментації зображення.



Рис. 2.23. Схема порівняння підходів сегментації плями структурованого світла із використанням аналізу зображення і вузькодіапазонного світлового фільтру

Значення порогу T для виділення сегменту плями СС встановлюється адаптивно за (2.40) і залежить від розміру останньої на зображенні, який можна знайти в залежності від віддалі до перешкоди. Центр плями СС на зображенні знаходять аналогічно як і в першому підході згідно (2.43), (2.44).

При третьому підході, сегментація плями СС на зображенні може здійснюватись із використанням НМ [70]. Використання НМ має переваги від інших

підходів, які полягають у стійкості до впливів шумів різного походження, адаптивності НМ до спектру випромінювання [101, 122]. Завдання НМ є розпізнавання RGB спектру пікселів зображення, які належать області плями СС, в результаті чого сегментується ділянка зображення, яка належить плямі променя. Для розпізнавання променя СС запропоновано використати структуру НМ типу „багатошаровий перцептрон”, яка застосовується для задачі розпізнавання образів [35, 111, 122]. Для розпізнавання плями СС на зображенні важливою задачею є вибір структури НМ, яка забезпечить коректну сегментацію зображення [35, 115]. Запропонована структура НМ (рис. 2.24) містить три шари, тому що така структура забезпечує розпізнавання та апроксимацію функції будь-якого степеня складності [122]. При цьому вхідний шар містить три нейрони, які відповідають RGB кольорам (червоний, зелений і синій) спектру пікселів кольорового зображення. Кількість нейронів схованого шару залежить від діапазону зміни значень спектру променя СС, який потрібно сегментувати. Вихідний шар НМ містить два нейрони, високі вихідні значення яких відображають належність пікселя до спектру плями променя.

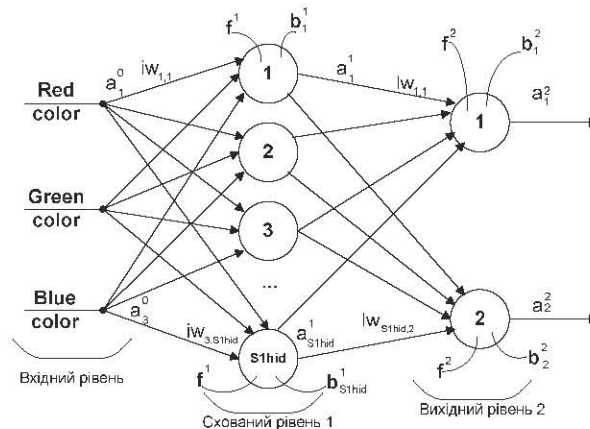


Рис. 2.24. Структура для сегментації променя структурованого світла

Навчальна вибірка НМ формується попідкельно, враховуючи значення RGB кольорів кожного пікселя. Відповідно розмірність навчальної вибірки рівна матриці розмірністю $N \times 3$, де N - кількість пікселів навчальної вибірки. Людина-вчитель забезпечує формування навчальної вибірки, зокрема встановлює виходи НМ для кожного навчального вектору входів навчальної вибірки. При цьому встановлюються значення, рівні одиниці для першого виходу НМ, якщо піксель належить області променя СС, і значення, рівне нулю для другого виходу НМ.

Інакше, якщо піксель не належить області променя СС, значення, рівне нулю, встановлюється для першого виходу НМ і значення, рівне одиниці, для другого. При формуванні навчальної вибірки важливим є наявність у навчальній вибірці пікселів, які належать плямі променя СС і які їй не належать. Від правильного формування навчальної вибірки залежить міра коректного розпізнавання променя СС.

Кожен шар НМ містить матрицю вагових коефіцієнтів W , вектор порогових значень нейронів b і вектор вихідних значень a (рис. 2.24). Вихід кожного шару НМ визначається згідно (2.12). Для навчання НМ використано метод “Levenberg-Marquardt Backpropagation”, який дозволяє здійснити розпізнавання пікселів плями СС на зображенні [36].

Таким чином, для сегментації променя СС на зображенні і побудови ЛКС необхідно виконати три основні етапи (рис. 2.25).

На першому етапі проводиться навчання НМ на отриманих заздалегідь зображеннях при використанні різних умов освітлення і різних поверхнях перешкод, на які спрямовується промінь СС. Процес навчання НМ проводиться із „вчителем”. Роль вчителя при цьому виконує людина. В результаті навчання формуються основні параметри НМ (структура, ваги нейронів, порогові значення нейронів, передавальна функція та ін.), які зберігаються у файлі.

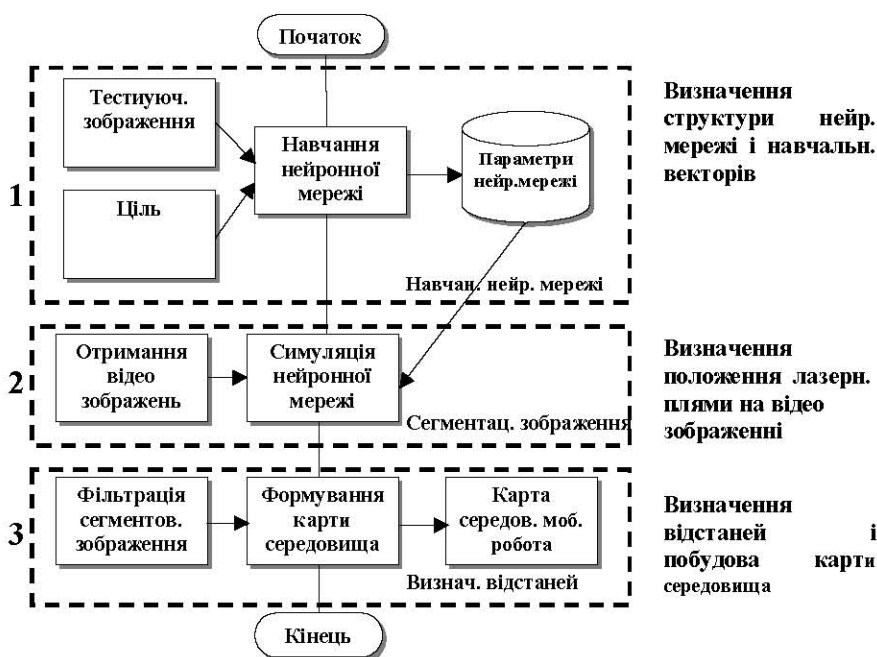


Рис.2.25. Схема сегментації променя структурованого світла з використанням НМ

На другому етапі проводиться симуляція НМ з використанням раніше отриманих параметрів НМ і зображення. В результаті сегментуються області потенційної наявності плями променя СС. Як результат формується бінарна матриця із значеннями, рівними одиниці, в місцях потенційної плями променя СС. Після застосування фільтру зображення за принципом восьми зв'язних сусідніх пікселів [32, 34], на третьому етапі, визначається відстань до перешкоди та здійснюється побудова ЛКС АМР. Таким чином, ЛКС будується відносно позиції АМР із використанням поступального руху, при цьому уточнення положення і форми перешкод у середовищі здійснюється на кожному кроці переміщення (рис. 2.26).

Точність визначення відстані до перешкоди визначається формою плями СС на зображенні і можна оцінити, виходячи із абсолютної похибки визначення відстані до перешкоди, за координатами глибини, висоти і ширини в 3D просторі, що відповідає похибці одного пікселя зображення. Розглянемо геометричну інтерпретацію, зображену на рис. 2.27. Похибка координати глибини BM до перешкоди, яка спричинена неточною сегментацією плями СС в точці E на величину Δ пікселів (рівна величині NE), може бути обчислена на основі (2.28), для якої

$$OM = \frac{AO * OD * tg\alpha}{OD - DE * tg\alpha}; \quad (2.46)$$

$$OB = \frac{AO * OD * tg\alpha}{OD - DN * tg\alpha}. \quad (2.47)$$

Враховуючи те, що $DN = DE + \Delta$, на основі (2.46-2.47) похибка координати глибини

$$BM = OB - OM = \frac{AO * OD * tg\alpha}{OD - (DE + \Delta) * tg\alpha} - \frac{AO * OD * tg\alpha}{OD - DE * tg\alpha}. \quad (2.48)$$

Приклад графічного представлення абсолютної похибки координати глибини BM при фіксованих значеннях кута α , рівному 65° , і відстані до випромінювача СС AO , рівній 500 мм, на один піксель зображення відображено на рис. 2.28а. Причому значенню нуль по осі абсцис відповідає положення точки середини зображення, до якої визначається похибка. На рис. 2.28б зображено залежність абсолютної похибки

координати глибини BM від відстані до перешкоди OM , що відповідає відстані ED в пікселях, які сегментовано на зображенні з похибкою в один піксель (величина Δ) при фіксованому куті випромінювання та відстані до випромінювача (рис. 2.28a).

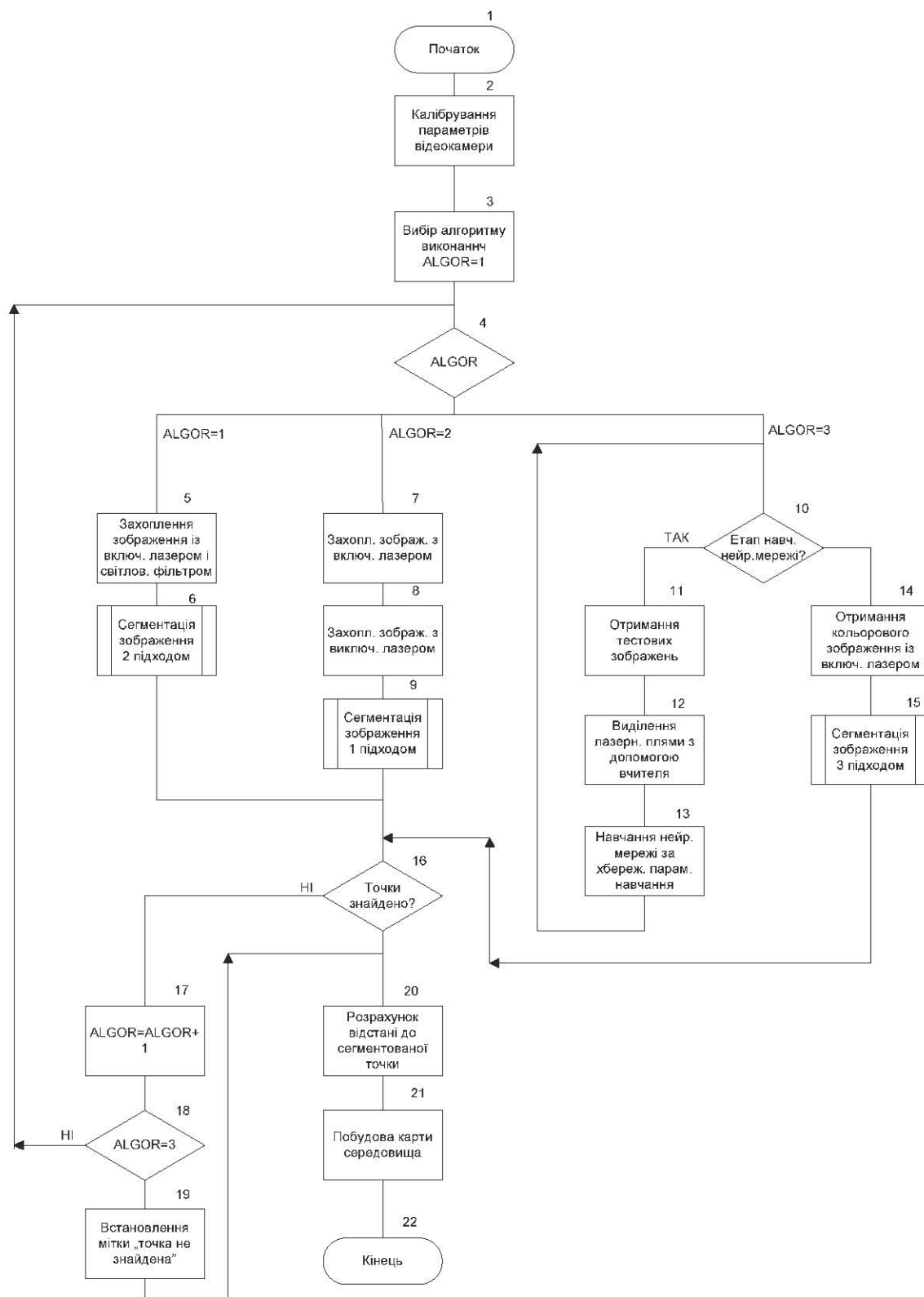


Рис. 2.26. Схема алгоритму побудови карти середовища запропонованим методом на основі злиття структурованого світла і відеозображення

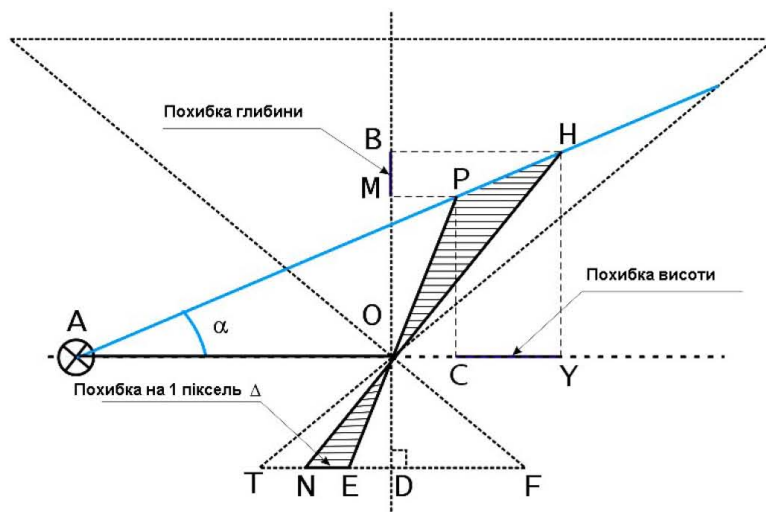


Рис. 2.27. Геометрична інтерпретація абсолютних похибок визначення відстані до перешкоди по глибині і висоті 3D середовища на один піксель зображення

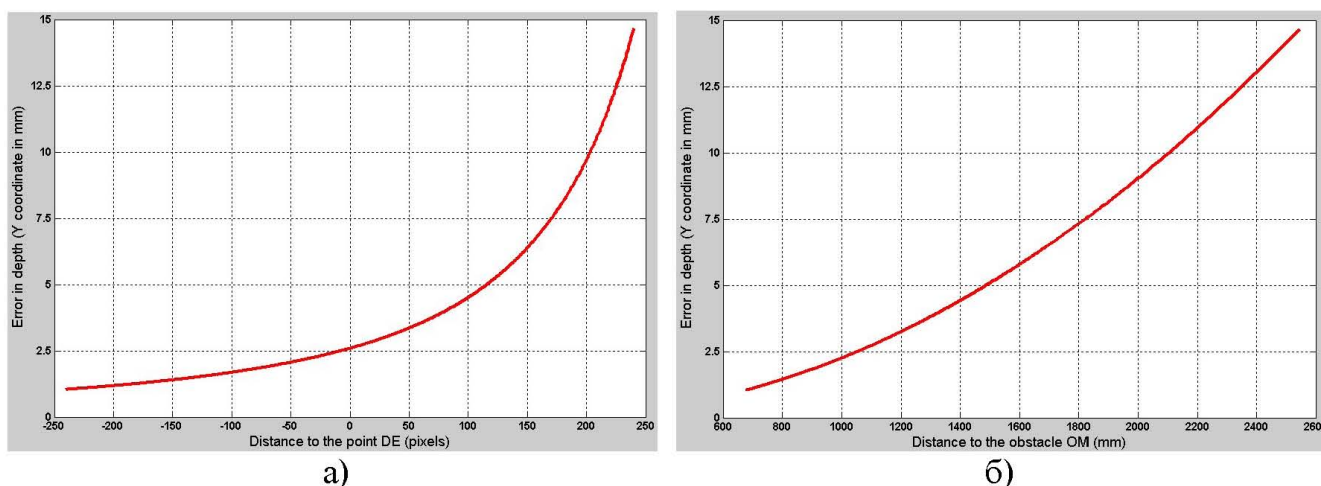


Рис. 2.28. Приклад абсолютної похибки визначення координати глибини до точки перешкоди відносно пікселів зображення (а) та відстані до сегментовано точки перешкоди (б) на один піксель зображення

Абсолютну похибку координати висоти CY до перешкоди, яка спричинена неточною сегментацією плями CC в точці E на Δ пікселів, можна визначити на основі (2.28), (2.31), (2.32), для якої

$$MP = \frac{OM * DE}{OD}; \quad (2.49)$$

$$BH = \frac{OB * DN}{OD}. \quad (2.50)$$

Базуючись на значеннях OM і OB (2.22), (2.47), а також враховуючи те, що $DN = DE + \Delta$, похибка

$$CY = BH - MP = \left(\frac{AO * tg\alpha * (DE + \Delta)}{OD - (DE + \Delta) * tg\alpha} - \frac{AO * tg\alpha * DE}{OD - DE * tg\alpha} \right) \quad (2.51)$$

Приклад графічного представлення абсолютної похибки координати висоти CY при фіксованих значеннях кута α і відстані AO , такої ж як і на рис. 2.28а, на один піксель зображення Δ представлено на рис. 2.29а. Причому значенню нуль по осі абсцис відповідає положення точки середини зображення, до якої визначається похибка. На рис. 2.29б зображено залежність абсолютної похибки координати висоти CY від відстані до перешкоди OM , що відповідає відстані ED в пікселях, які сегментовано на зображенні з похибкою в один піксель (величина Δ) при фіксованих значеннях кута випромінювання та відстані до випромінювача CC (рис. 2.29а).

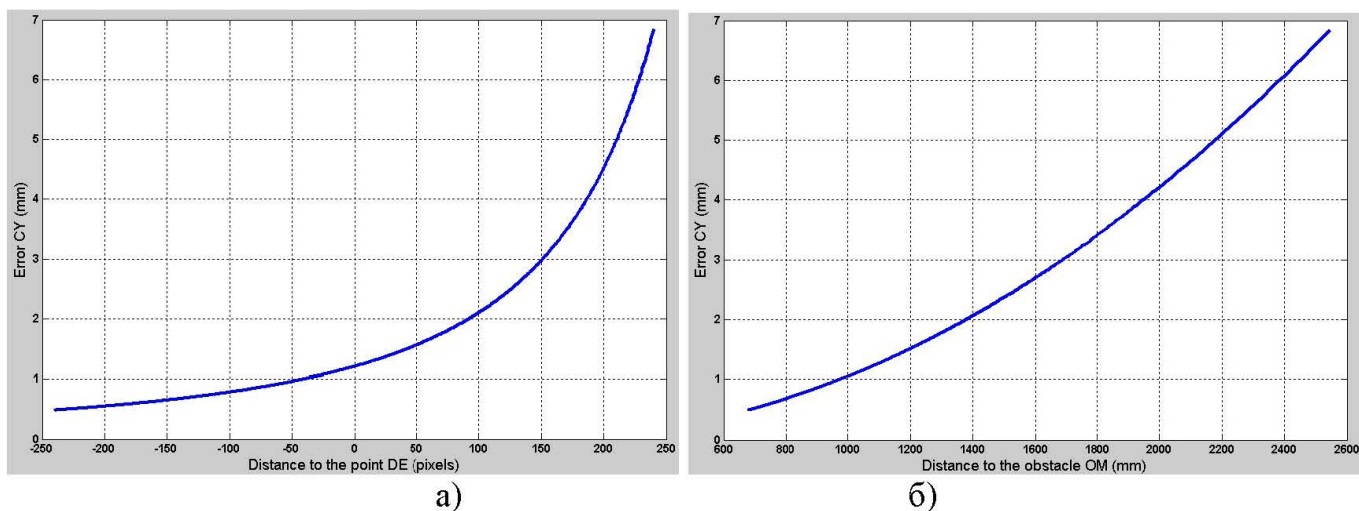


Рис. 2.29. Приклад абсолютної похибки визначення координати висоти до точки перешкоди відносно пікселів зображення (а) та відстані до сегментовано точки перешкоди (б) на один піксель зображення

Точність визначення координати ширини до перешкоди BC залежить від спричиненої похибки сегментації лінії $CC KZ$, що знаходиться перпендикулярно до осі камери BD , на HE пікселів зображення (рис. 2.30).

При цьому абсолютна похибка CM , що спричинена неточною сегментацією променя CC в точці E , визначається на основі тригонометричних властивостей прямокутних трикутників ODE і OBC та ODH і OBM , для яких

$$\frac{BM}{BO} = \frac{HD}{OD} \Rightarrow BM = \frac{BO * HD}{OD}; \quad (2.52)$$

$$HE = HD - ED; \quad BC = \frac{BO * ED}{OD}. \quad (2.53)$$

Похибку CM можна знайти на основі (2.52), (2.53) для яких

$$CM = BM - BC = \frac{BO * HD}{OD} - \frac{BO * ED}{OD} = \frac{BO * HE}{OD}. \quad (2.54)$$

Враховуючи те, що фокусна відстань

$$OD = \frac{TD}{\operatorname{tg}\left(\frac{\gamma}{2}\right)} = \frac{TF}{2 * \operatorname{tg}\left(\frac{\gamma}{2}\right)}, \quad (2.55)$$

її значення (2.55) підставляємо в (2.54), звідки похибка

$$CM = \frac{2 * BO * \operatorname{tg}\left(\frac{\gamma}{2}\right) * HE}{TF}, \quad (2.56)$$

де BO – відстань до перешкод в мм; γ - кут зору відеокамери; HE – похибка сегментації плями CC в пікселях; TF – горизонтальна роздільна здатність відеокамери в пікселях.

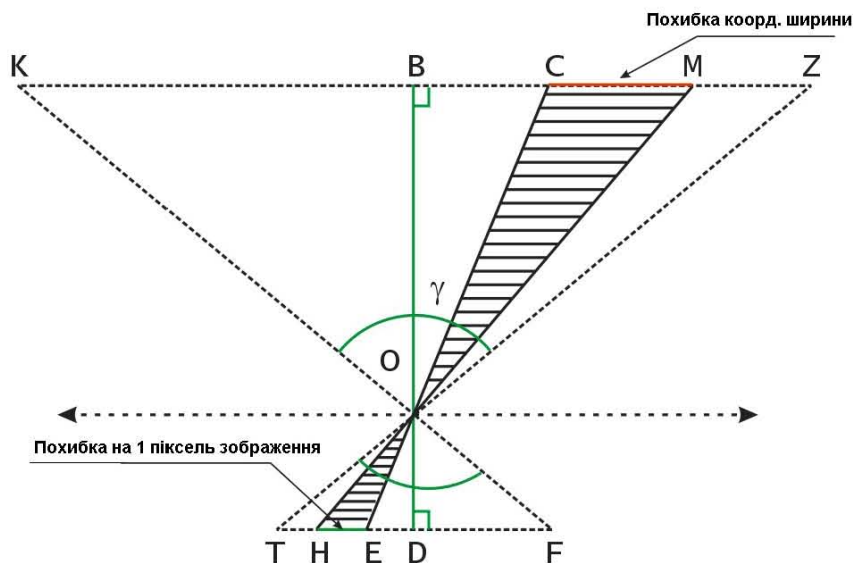


Рис. 2.30. Геометрична інтерпретація похибки визначення відстані до перешкоди по ширині або по висоті на один піксель зображення

Залежність абсолютної похибки визначення координати ширини до точки променя CC на один піксель похибки HE сегментації променя CC на зображенні при змінній відстані OB та фіксованих значеннях горизонтального кута зору γ відеокамери, рівному 39.598° (відповідає стандартним 50 мм фотооб'єктивам) і

роздільній здатності відеозображення по ширині, рівній 640 пікселів, відображено на рис. 2.30. Залежність абсолютної похибки визначення координати ширини точки променя CC при змінній кількості пікселів похибки сегментації HE зображення та змінній відстані OB зображено на рис. 2.31б.

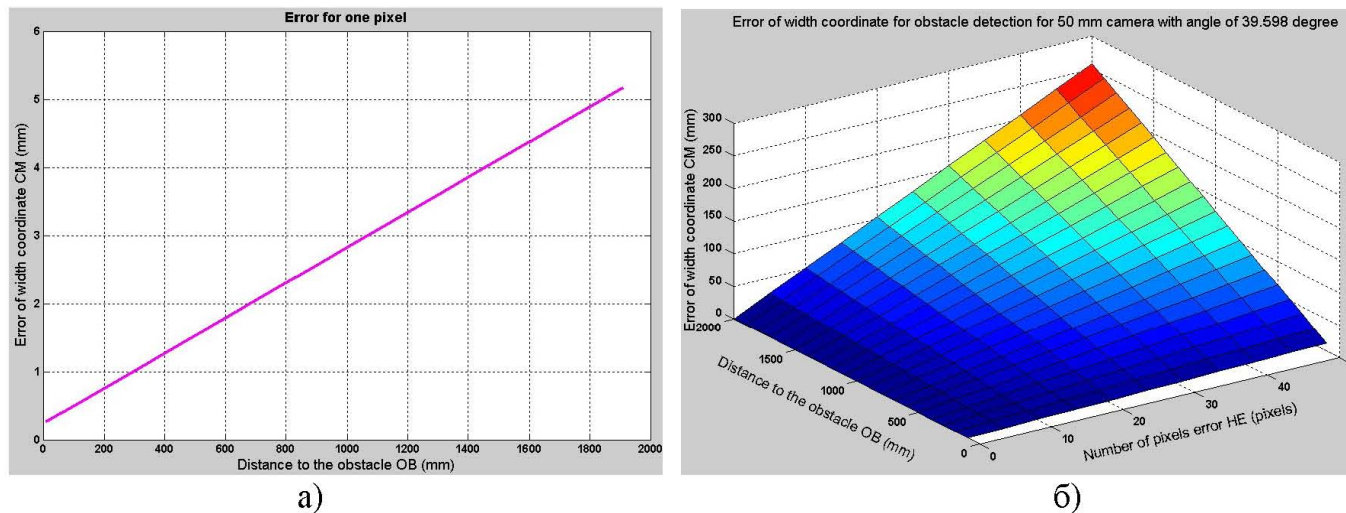


Рис. 2.31. Абсолютна похибка визначення координати ширини до точки перешкоди на один піксель похибки сегментації зображення при змінній відстані OB (а) та при змінній кількості пікселів похибки сегментації зображення (б)

Іншою важливою характеристикою для побудови ЛКС та визначення швидкості руху АМР в ньому є значення мінімальної TZ та максимальної OB відстаней при яких можлива детекція перешкоди (рис. 2.32).

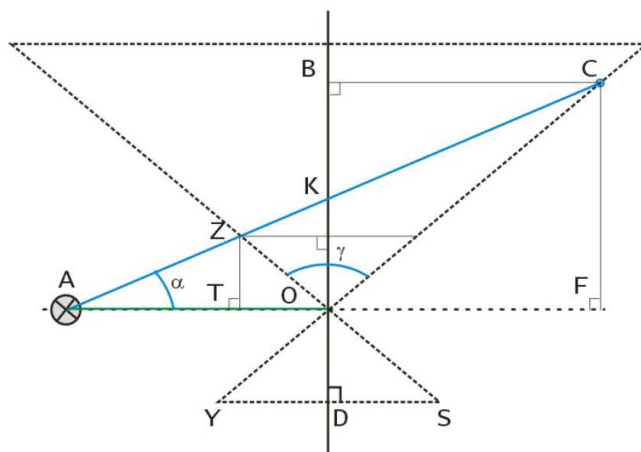


Рис. 2.32. Геометрична інтерпретація визначення діапазону віддалей на яких можлива детекція перешкод мобільного робота

Мінімальна відстань TZ , при якій АМР може виявляти перешкоду, залежить від кута випромінювання α , відстані до випромінювача CC OA , кута зору

відеокамери γ і може бути визначена з властивостей прямокутних трикутників AOK і ATZ , для яких

$$OK = AO * \operatorname{tg} \alpha; \quad (2.57)$$

$$TZ = AT * \operatorname{tg} \alpha; \quad (2.58)$$

$$TZ = TO * \operatorname{tg}(90 - \frac{\gamma}{2}) = (AO - TO) * \operatorname{tg}(90 - \frac{\gamma}{2}). \quad (2.59)$$

На основі рівностей (2.58) і (2.59) можна сформулювати вираз

$$AT * \operatorname{tg} \alpha = (AO - TO) * \operatorname{tg}(90 - \frac{\gamma}{2}), \quad (2.60)$$

звідки значення

$$AT = \frac{AO * \operatorname{tg}(90 - \frac{\gamma}{2})}{\operatorname{tg} \alpha + \operatorname{tg}(90 - \frac{\gamma}{2})}. \quad (2.61)$$

Значення мінімальної відстані TZ при якій АМР може детектувати перешкоду визначається на основі (2.58) і (2.61):

$$TZ = \frac{AO * \operatorname{tg}(90 - \frac{\gamma}{2}) * \operatorname{tg} \alpha}{\operatorname{tg} \alpha + \operatorname{tg}(90 - \frac{\gamma}{2})}. \quad (2.62)$$

Максимальноможлива відстань OB , як і мінімальна TZ , при якій АМР може детектувати перешкоду, залежить від кута випромінювання α , відстані до випромінювача $CC OA$, кута зору відеокамери γ і може бути визначена з властивостей прямокутних трикутників AOK і ATZ для яких:

$$FC = FA * \operatorname{tg} \alpha; \quad (2.63)$$

$$OB = \frac{CB}{\operatorname{tg}(\frac{\gamma}{2})}; \quad (2.64)$$

Враховуючи те, що величини FC і OB рівні (як протилежні сторони прямокутника, див. рис. 2.32), можна побудувати вираз на основі (2.63) і (2.64):

$$FA * \operatorname{tg} \alpha = \frac{CB}{\operatorname{tg}(\frac{\gamma}{2})}. \quad (2.65)$$

Використовуючи рівності величин

$$FA = FO + OA, \quad CB = FO, \quad (2.66)$$

можна обчислити величину FO на основі (2.65), (2.66):

$$(FO + OA) * \operatorname{tg} \alpha = \frac{FO}{\operatorname{tg}(\frac{\gamma}{2})}; \quad (2.67)$$

$$FO = \frac{AO * tg\alpha * tg\left(\frac{\gamma}{2}\right)}{1 - tg\alpha * tg\left(\frac{\gamma}{2}\right)}. \quad (2.68)$$

Значення максимальної відстані OB , при якій АМР може визначати перешкоду, визначається на основі (2.64), (2.66) і (2.68):

$$OB = FC = \frac{AO * tg\alpha * tg\left(\frac{\gamma}{2}\right)}{tg\left(\frac{\gamma}{2}\right) - tg\alpha * tg^2\left(\frac{\gamma}{2}\right)} = \frac{AO * tg\alpha}{1 - tg\alpha * tg\left(\frac{\gamma}{2}\right)}. \quad (2.69)$$

Наприклад, на рис. 2.33 представлено залежності значень мінімальної TZ та максимальної FC відстаней, при яких можлива побудова ЛКС АМР, від кута та відстані до випромінювача CC для відеокамер з стандартним фотографічним об'єктивом, що містить фокусну відстань 50 мм (889 пікселів для зображення з роздільною здатністю 640x480 пікселів) і кут зору 30,219° по висоті.

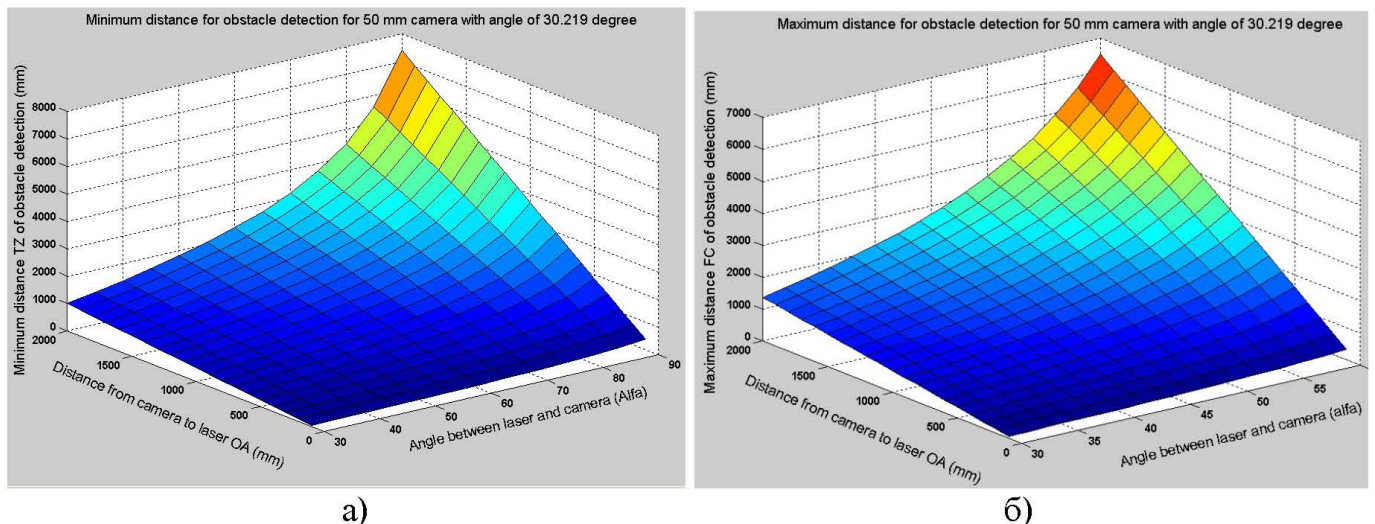


Рис. 2.33. Значення мінімальної (а) та максимальної (б) відстаней, на яких можлива побудова карти середовища та детекція перешкод мобільним роботом

З метою дослідження запропонованого методу побудови ЛКС на основі злиття CC і відеокамери застосовано пакет 3D Studio версії 3ds max 5 від компанії Discreet, який дозволяє здійснювати моделювання середовища в 3D просторі, а також імітувати роботу відеокамери та CC [148]. Для оцінки можливостей виконання запропонованого методу сформована найпростіша модель середовища, в якому знаходяться об'єкти кубоподібної і сферичної форм. При цьому об'єкт кубоподібної форми має розміри 1500x3000x2000 мм відповідно по ширині, довжині, висоті і повернутий на 45° відносно вертикальної осі з центром обертання, розміщеним на перетині діагоналей нижньої грані. Об'єкт сферичної форми має

радіус 1000 мм і віддалений від центру обертання паралелепіпеда на 3000 мм по координаті ширини. Для отримання відеозображення середовища використано стандартний тип відеокамери із фокусною відстанню 35 мм (622 пікселя для зображення із роздільною здатністю 640x480 пікселів), з кутом зору по горизонталі 54° і 42° по вертикалі. Відеокамера розміщена на відстані 7000 мм по координаті глибини від центру обертання паралелепіпеда і на відстані 2500 мм по висоті. Вісь камери знаходиться горизонтально до поверхні. Випромінювач СС розміщений на відстані 500 мм відносно відеокамери по координаті висоти, при цьому промінь світла поширюється під кутом 70° до вертикальної осі. Положення об'єктів в середовищі можна представити в трьох проекціях, де відстані взаємного розміщення відносно координатних осей задаються нанесеною сіткою значень, розмір клітинки якої рівний 100 мм (рис. 2.34).

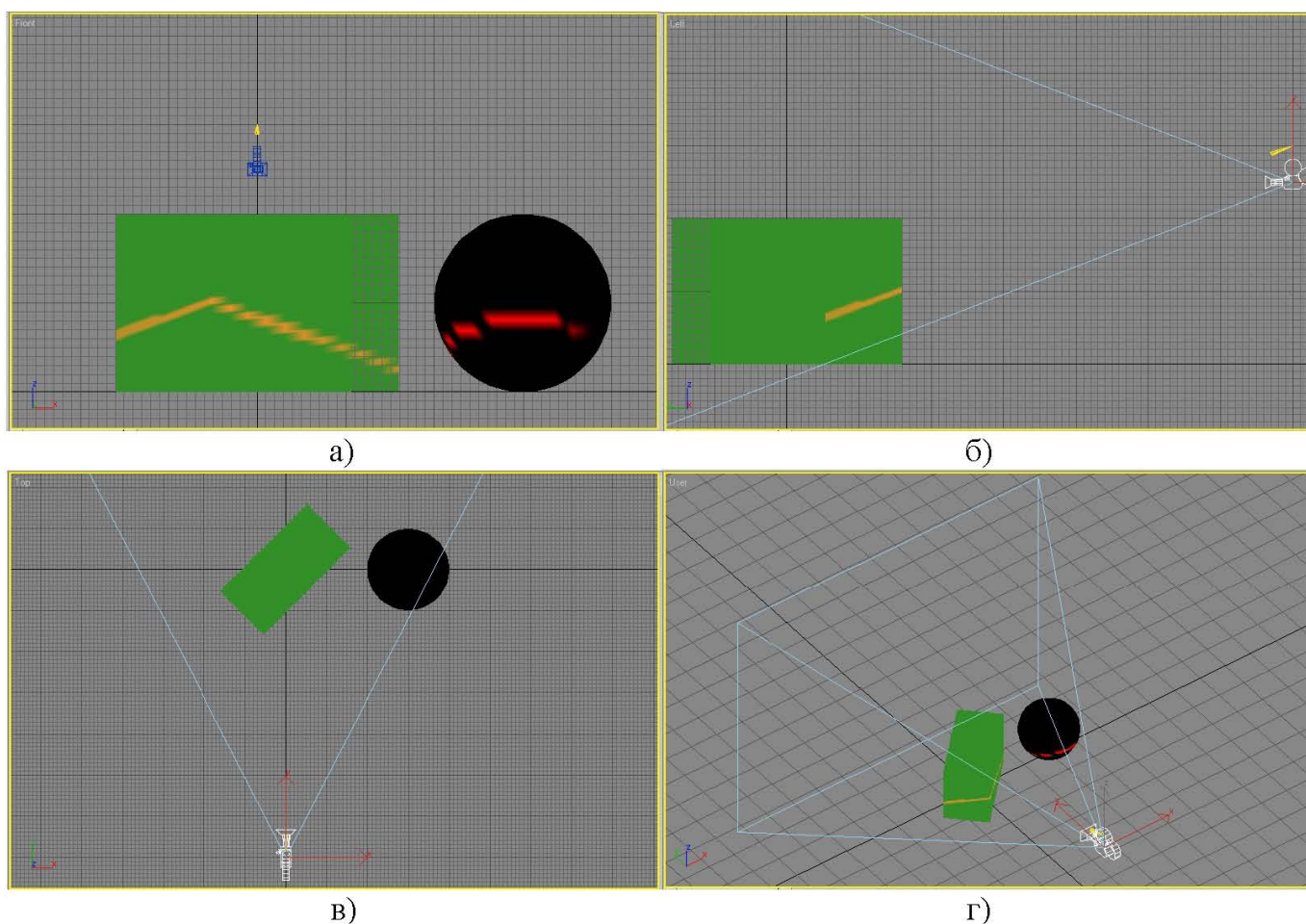


Рис. 2.34. Проекції розміщення об'єктів в 3D середовищі: вигляд спереду (а), вигляд зліва (б), вигляд зверху (в), 3D вигляд (г)

Враховуючи розміщення відеокамери і випромінювача СС, мінімальна відстань TZ , при якій є можливою детекція перешкод може бути знайдена згідно (2.62) і становить 666.9 мм (див. рис. 2.32). Максимальна відстань OB , при якій можлива детекція перешкоди (див. рис. 2.32), не обмежується, враховуючи те, що пряма СС випромінювача AC не перетинається із прямою OC кута зору відеокамери. Проте у зв'язку із тим, що відеокамера розміщена над горизонтальною площиною на відстані 2500 мм по вертикалі (OF на рис. 2.32), максимальна відстань при якій може бути виявленим промінь СС на цій площині становить 8242.4 мм. Отже, будь який об'єкт, що розташований на горизонтальній площині з координатами точки центру $(0,0,0)$, може бути виявленим відеокамерою на відстані в проміжку від 666.9 до 8242.4 мм.

Враховуючи розсіюваність променя СС, похибка визначення відстані до перешкоди залежить від точності сегментації променя СС. Для представленої конфігурації камери і випромінювача СС абсолютна похибка визначення координат глибини, висоти і ширини на один піксель зображення показано на рис. 2.35.

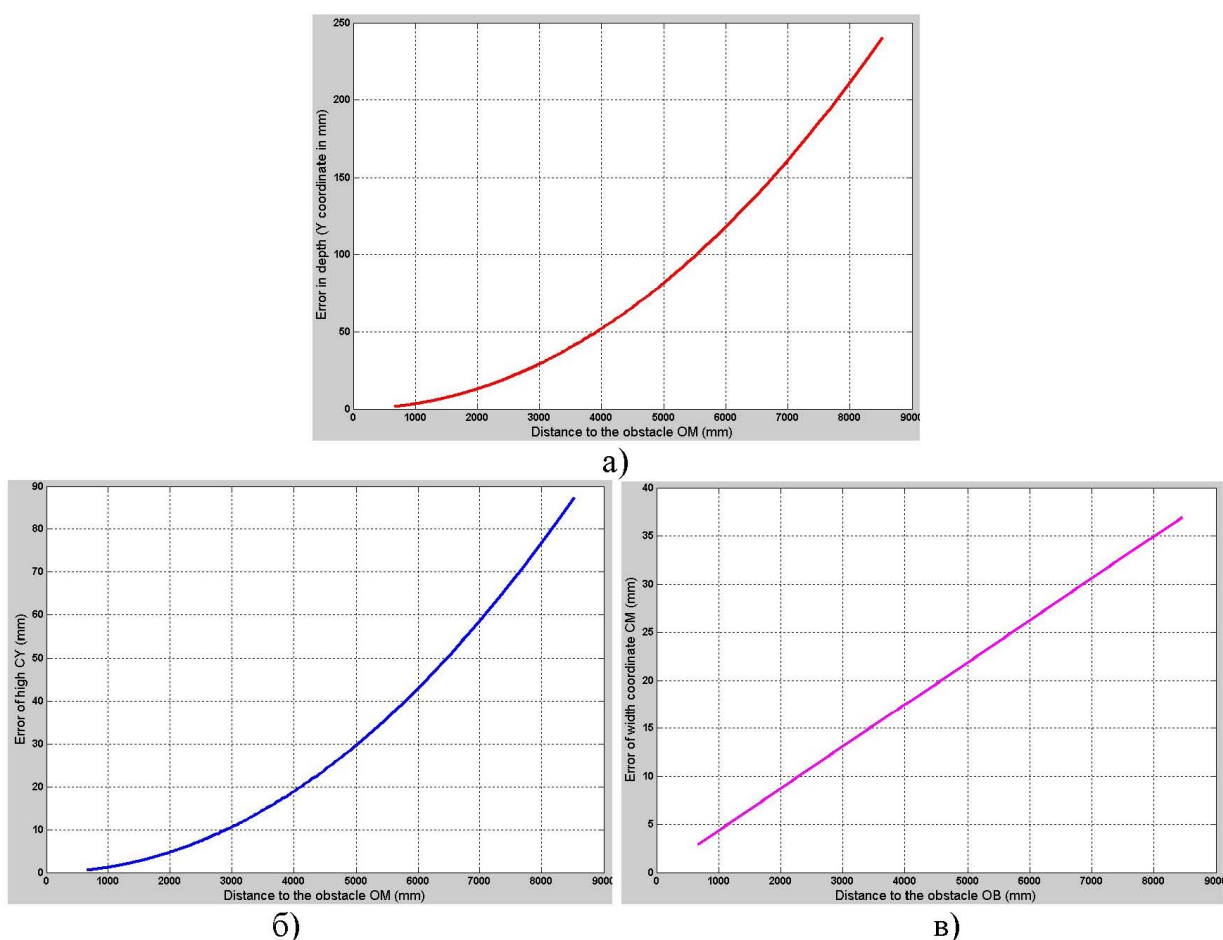


Рис. 2.35. Похибка координати глибини (а), висоти (б) і ширини (в) на один піксель сегментованого зображення

Таким чином, згідно запропонованого методу, схема виконання якого наведена на рис. 2.26, параметри системи, що визначаються процесом калібрування, задаються положенням об'єктів 3D середовища, представленою на рис. 2.34. При першому підході побудови ЛКС, отримані відеозображення (рис. 2.36).

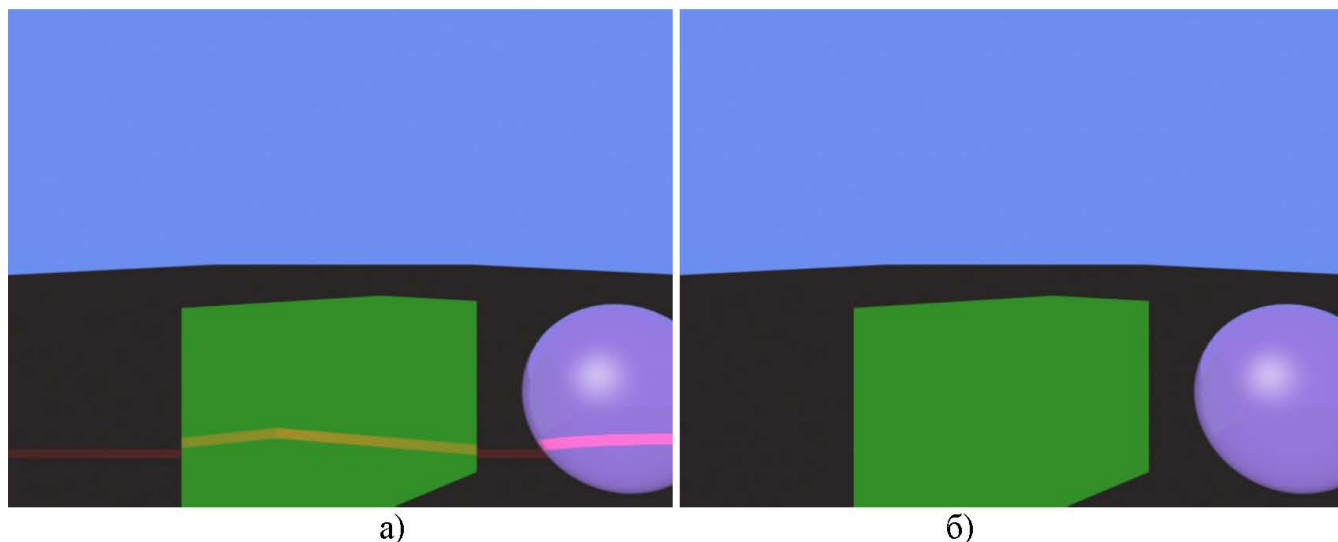


Рис. 2.36. Відеозображення середовища, отримані відеокамерою із ввімкненим (а) і вимкненим (б) випромінювачем структурованого світла

Результат виділення променя СС на відеозображенні представлено на рис. 2.37.

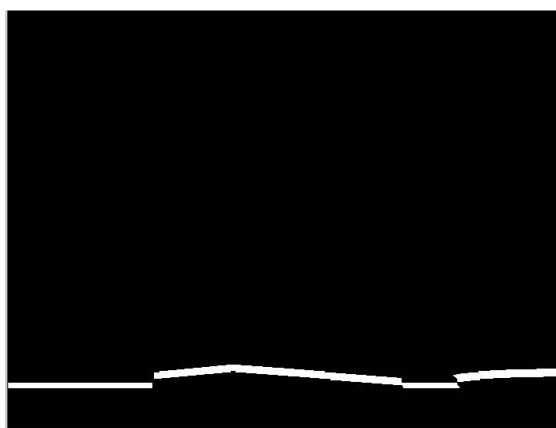


Рис. 2.37. Результат сегментації променя структурованого світла на зображенні

Положення перешкод кожної точки сегментованого зображення, які знаходяться на перетині із променем СС, а також побудовану карту 3D середовища зображено на рис. 2.38, причому розміщення точок перешкод є відносним положення відеокамери в середовищі з координатами глибини, висоти і ширини рівними нулю відповідно.

Для отримання більш об'ємної і детальної ЛКС в 3D просторі забезпечено рух АМР, на якому розміщено відеокамеру, в напрямку координати глибини. При цьому положення точок перешкод за 14 кроків переміщення АМР із кроком 250 мм відносно початкової позиції зображено на рис. 2.39.

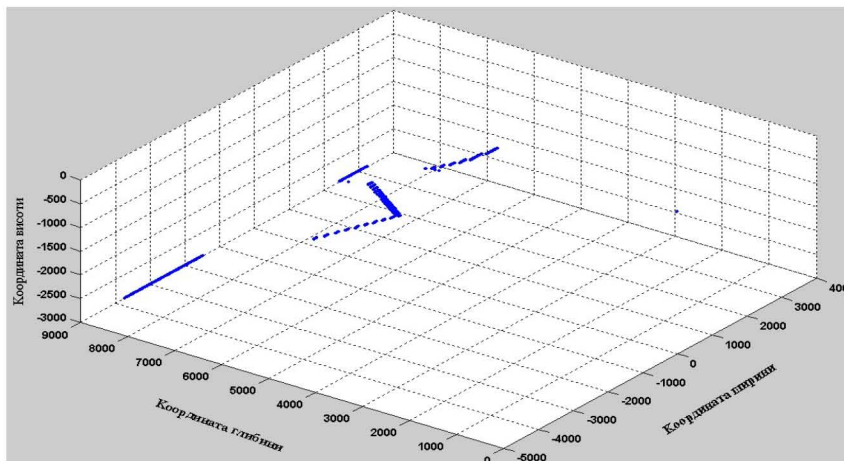


Рис. 2.38. Побудована карта 3D середовища (відстані до перешкод) на одному кроці мобільного робота відносно позиції відеокамери з координатами (0,0,0)

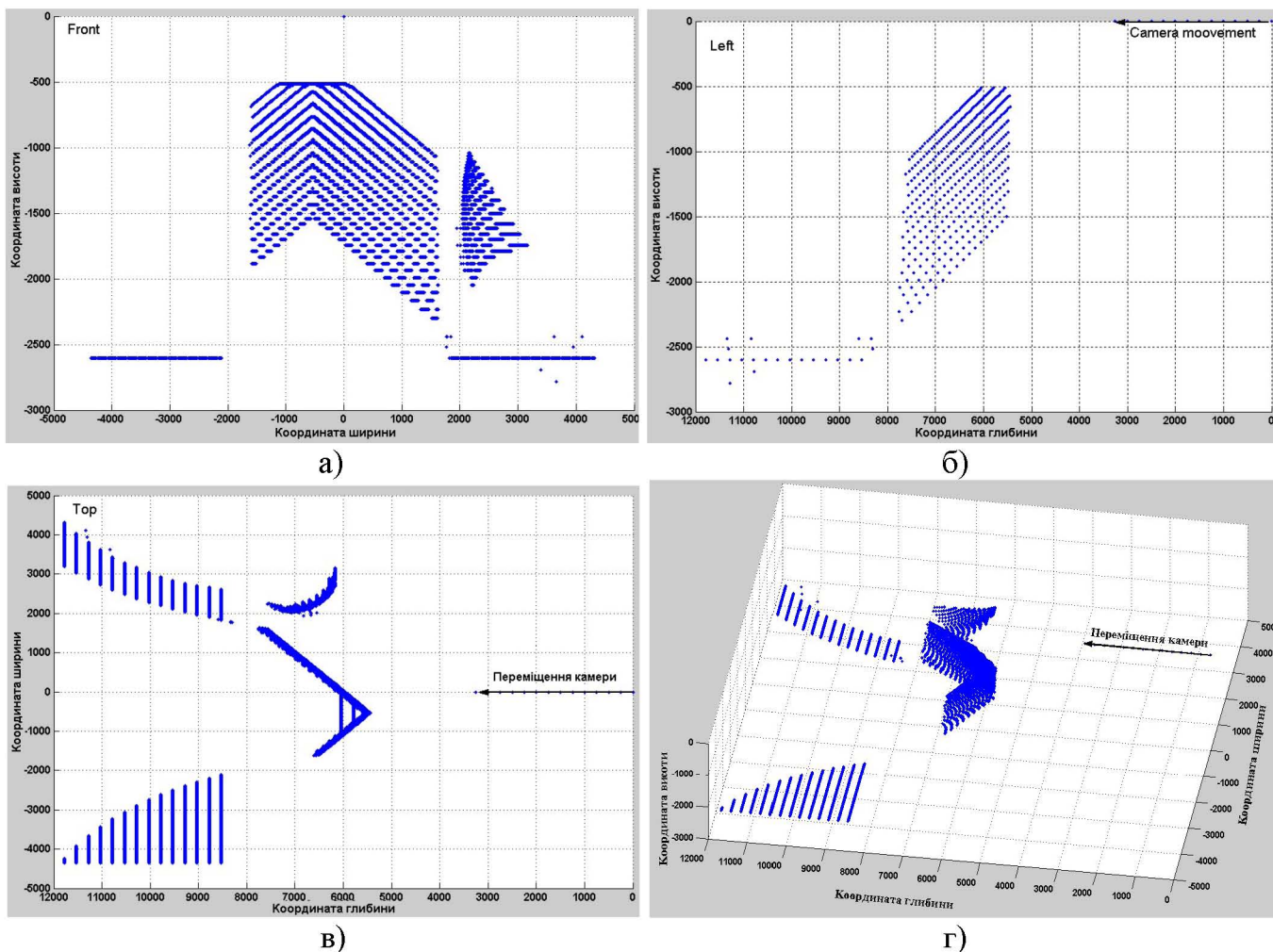


Рис. 2.39. Проекції положень перешкод 3D середовища за 14 кроків АМР:

а) – вигляд спереду; б) – вигляд зліва; в) – вигляд зверху; г) – 3D вигляд

Відмінність другого підходу побудови ЛКС АМР від першого полягає у використанні вузькодіапазонного фільтру. Тому отримується лише одне відеозображення, яке максимально наближене до рис. 2.37. Незважаючи на спрощення процедури визначення променя СС на відеозображенні із використанням вузькодіапазонного оптичного фільтру, вони характеризуються складністю практичної реалізації, яка пов'язана із технологічною складністю виготовлення і відповідно високою вартістю. Фільтри в основному виготовляються з більш широким діапазоном пропускання кольорового спектру, який в свою чергу приводить до ускладнення визначення плями СС на відеозображенні. У випадку, коли в середовищі присутні об'єкти із кольоровим покриттям, наближеним до довжини хвилі випромінювача СС, вони також будуть сегментовані і спричинятимуть завади в побудованому середовищі. Тому для досягнення більш високої ефективності сегментації плями СС на зображенні даний підхід доцільно поєднати із першим, що описаний вище.

Для дослідження можливості сегментації променя СС на відеозображенні третім підходом використана веб-камера від фірми DEXXA [105]. Дана веб-камера дозволяє отримувати кольорові зображення із швидкістю до 30 кадрів за секунду із роздільною здатністю 320x240 пікселів. Крім того, є можливість отримувати зображення із максимальною роздільною здатністю 640x480 пікселів. Глибина кольорів становить 24 біти на один піксель. Кут зору такої камери становить 40°. Фокусна віддаль рівна 439 пікселів для зображення з роздільною здатністю 320x240 пікселів. Для зв'язку із комп'ютером використовується USB інтерфейс. В якості випромінювача СС використано недорогі діодні лазерні випромінювачі класу II із довжиною хвилі 630-680 нм з максимальною вихідною потужністю до 1 мВт [45]. Для керування процесами отримання зображень від відеокамери використано середовище Matlab 6.5 Release 13. Для дослідження можливості детекції плями лазерного променя на зображенні, отриманому за допомогою веб-камери, сформовано трипаровий перцептрон, в якого є три вхідних нейрони, 20 схованих і два вихідних нейрони (рис. 2.24). При цьому задавались сигмоїдна і лінійна порогові функції для схованого і вихідного шару. Навчання НМ проводилось до величини

середньоквадратичної похибки, рівної 0,0001, обмежувалось 50000 епохами і виконувалось згідно функції “traingdx” Matlab, яка здійснюється за методом „Backpropagation”. Як показали результати експериментальних досліджень, максимальне число епох навчання НМ для досягнення заданої середньоквадратичної похибки становило 1100 (рис. 2.40). Навчання НМ проводилось на основі показів декількох зображень. При цьому вектор навчання НМ формувався на основі пікселів різних ділянок зображення (як з області плями лазерного променя, так і з інших областей зображення).

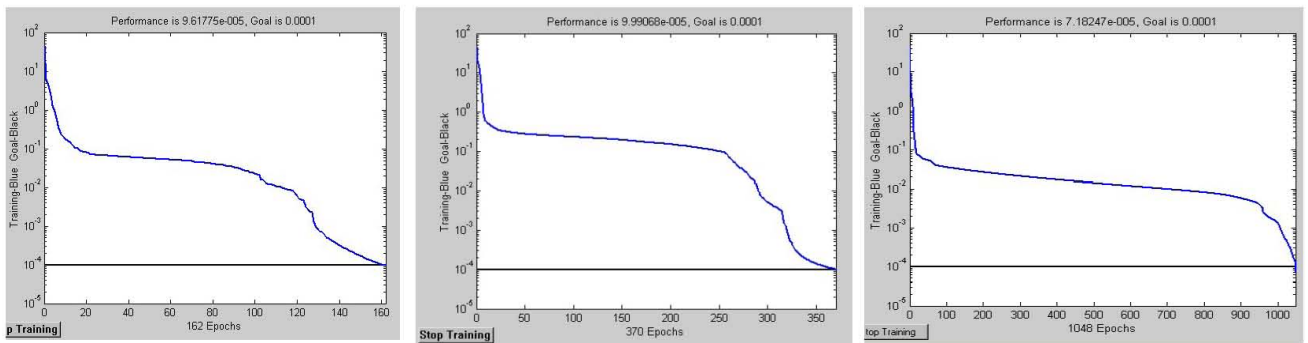


Рис. 2.40. Процес навчання нейронних мереж

На вхід навченої НМ подавались зображення, отримані від відеокамери (рис. 2.41а) із ввімкненим лазером. Як показали експериментальні дослідження, RGB спектр лазерної плями знаходиться в діапазоні значень: червоний колір 234...255, зелений колір 97...216, синій колір 133...232. На рис. 2.41б відображено результат виконання сегментації та фільтрування зображення з використанням НМ.

Якщо порівняти точність запропонованого методу із точністю УС та ІС, від яких залежить точність побудови ЛКС в двох попередніх методах, що описані вище в параграфах 2.1, 2.2, то використання відеокамери забезпечує вищу точність дискретизації по координатах ширини і висоти в 55 раз для ІС і в 220 разів для УС. Такі значення відповідають відеокамерам з фокусною відстанню 35 мм (кутами 54° по ширині і 42° по висоті), які забезпечують роздільну здатність відеозображень 640×480 пікселів. Відповідно на 1° ширини і висоти запропонованого методу припадає 11 пікселів відеозображення. В той же час, роздільна здатність сектору ІС становить 5° , а для УС – 20° по ширині і висоті [29, 123]. Таким чином, похибка на один піксель відеозображення становить 2% похибки ІС та 0,5% похибки УС.

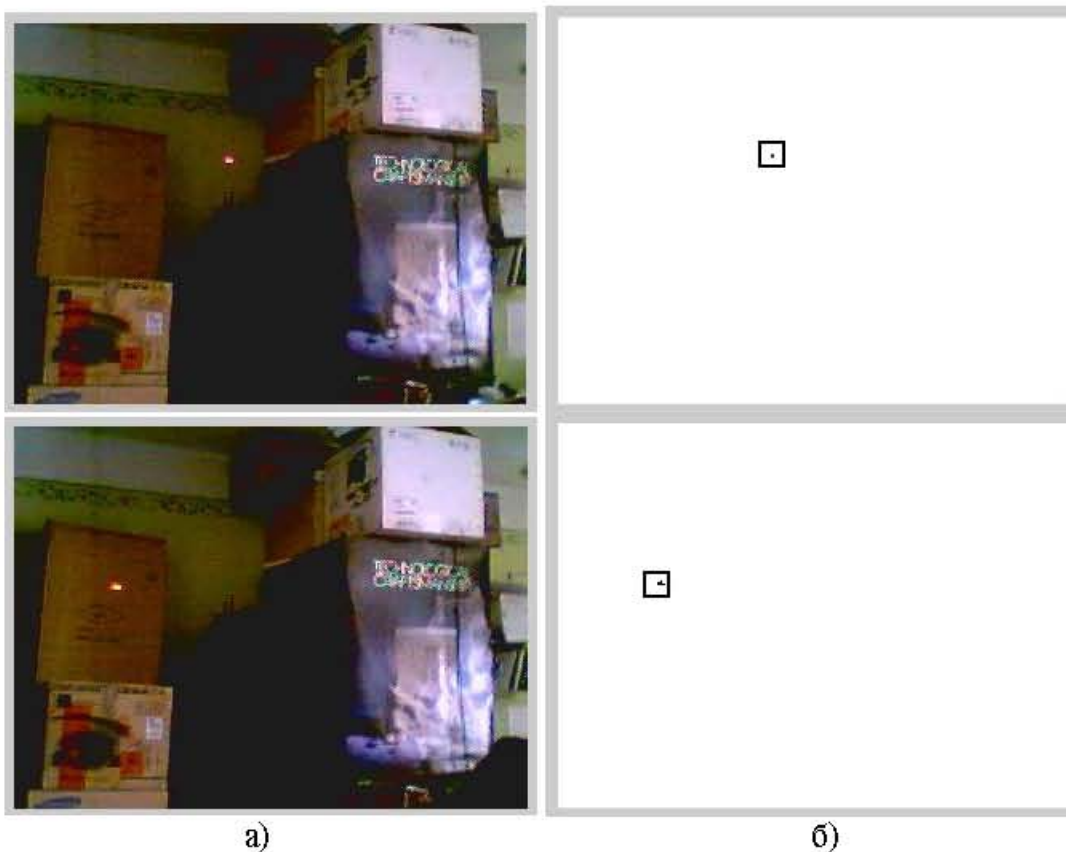


Рис. 2.41. Результат проведення сегментації зображення з використанням НМ:

а) зображення, що подаються на вхід НМ; б) сегментовані лазерні плями

Отже, в даному параграфі запропоновано метод побудови ЛКС АМР, який дав можливість підвищити точність детекції перешкод у порівнянні з ІС та УС. Крім того, запропонований метод дозволяє будувати ЛКС, де застосування запропонованих в параграфі 2.1, 2.2 методів є неможливим.

Висновки до розділу 2

1. Вдосконалено та експериментально досліджено метод побудови локальної карти середовища автономного мобільного робота в полярній системі координат, який базується на статистичній обробці показів ультразвукових та інфрачервоних сенсорів і, у порівнянні з прототипом, має меншу в 2 рази обчислювальну складність та вищу в 1,8 рази точність визначення положень перешкод. Запропонований метод є універсальніший і незалежніший від положень сенсорів та легко адаптується до змін конфігурації робота.

2. Розроблено та експериментально досліджено новий метод побудови карти середовища мобільного робота в полярній системі координат, який, за рахунок нейромережевого злиття даних ультразвукових та інфрачервоних сенсорів, має, у порівнянні з прототипом, меншу алгоритмічну складність і вищу в 1,5-4 рази точність, що дозволяє коректно розпізнавати ситуації неструктурованого середовища при неточних сенсорних даних.

3. Розроблено і експериментально досліджено новий метод побудови локальної карти середовища в 3D просторі, який, за рахунок використання структурованого світла і відеозображення, дозволяє в 2,5-3 рази підвищити точність визначення положень перешкод у порівнянні з вищезгаданими методами і може використовуватись у середовищах, де застосування вищезгаданих методів є неможливим.

РОЗДІЛ 3

РОЗРОБКА АРХІТЕКТУРИ І ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СИСТЕМИ ПОБУДОВИ КАРТИ СЕРЕДОВИЩА МОБІЛЬНОГО РОБОТА

3.1. Архітектура системи побудови карти середовища мобільного робота

Для побудови ЛКС, а також функціонування АМР в реальному часі, доцільно здійснити аналіз потоків даних та представити взаємозв'язок між запропонованими в другому розділі методами побудови ЛКС з метою розробки архітектури і програмного забезпечення АМР. На основі представлених в другому розділі методів побудови ЛКС пропонується структурна схема інтелектуальної системи керування АМР (рис. 3.1), яка більш детально відображає узагальнену структуру функціонування АМР (рис. 1.12). Згідно структурної схеми, контролером УС (блок 3) генеруються ініціалізуючі імпульси до сенсорів для сприйняття середовища АМР і отримання показів сенсорів. Після випромінення ультразвукових імпульсів сенсор переключається в режим прослуховування відбиття ультразвукового імпульсу від перешкоди і повертає сигнал “echo” у випадку його детекції. Структура ініціалізуючих імпульсів і сигналу “echo” залежить від характеристик і схем підключення УС [29, 46, 149]. Приклад інтерфейсу взаємозв'язку між УС Polaroid 6500 і контролером представлено в [46]. На основі сигналу “echo” від сенсорів, контролер визначає затримку часу між надісланим імпульсом ініціалізації сенсора і отриманою реакцією сенсора, яка пропорційна відстані до перешкоди [29, 46, 149]. Таким чином, значення затримок часу поширення імпульсів кожного УС поступають на вхід аналого-цифрового перетворювача (блок 4), функціями якого є перетворення аналогових сигналів контролера в цифрові значення відстані до перешкоди кожного УС, які записуються в оперативну пам'ять (блок 5).

Аналогічним чином в оперативну пам'ять поступають покази інфрачервоного сканера (ІЧС) (блоки 7-9). Приклад інтерфейсу підключення ІС до контролера визначення затримок інфрачервоних імпульсів представлено в [29, 108].

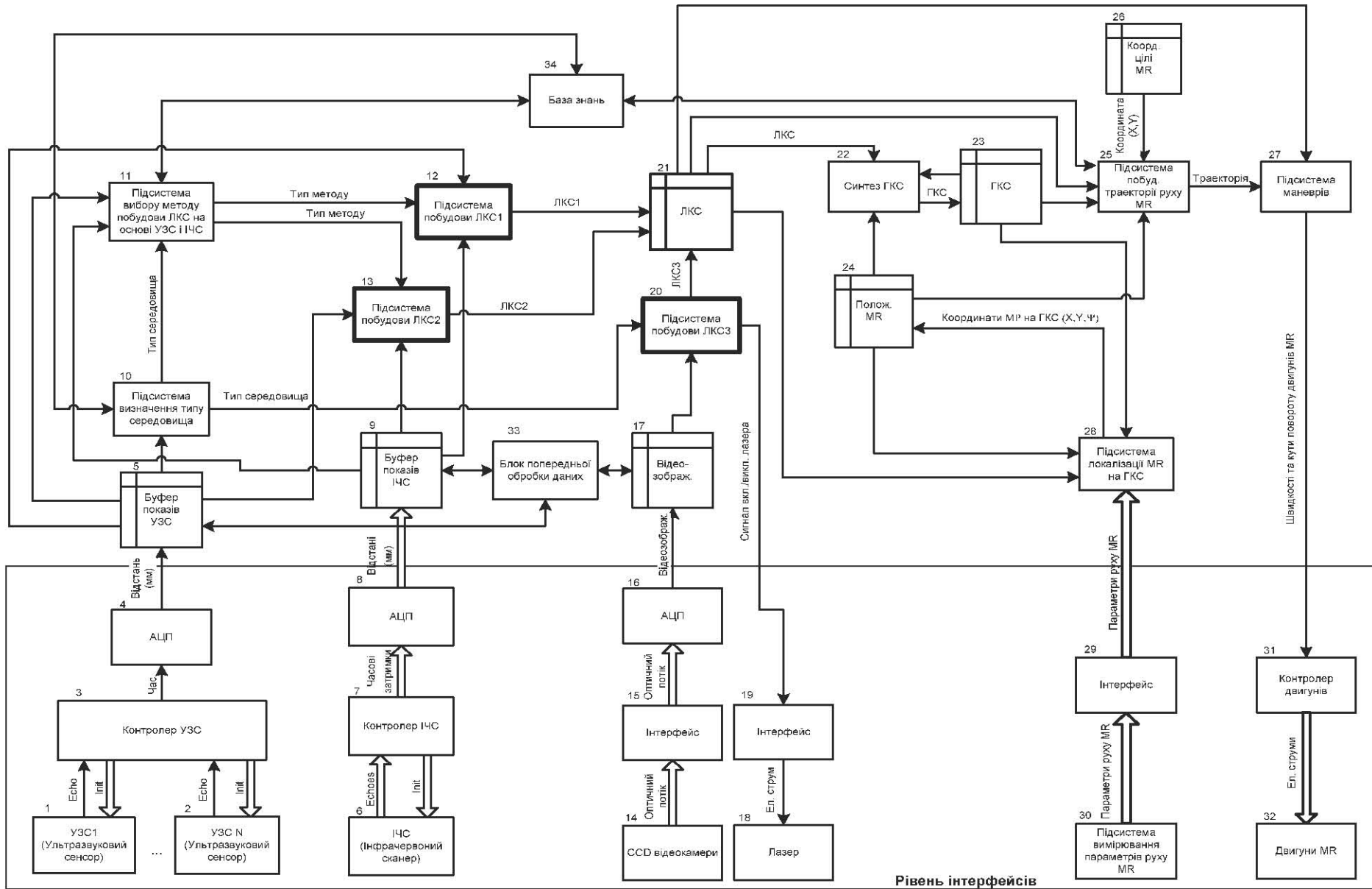


Рис. 3.1. Структурна схема запропонованої інтелектуальної системи керування мобільним роботом

Отримані сенсорні покази (блоки 5, 9, 17) обробляються методами боротьби із завадами і шумами в блоці попередньої обробки сенсорних даних (блок 33), основними функціями якого є забезпечення вищої точності і завадостійкості сенсорних показів [59, 60, 61, 93, 99, 100, 129, 137].

В блоці 10 визначається тип середовища, в якому функціонує АМР, на основі аналізу показів УС для визначення методу побудови ЛКС. Вибір методу побудови ЛКС полягає у тому, що застосування сенсорів активного сприйняття інформації хоча і приводить до менших затрат обчислювальних потужностей АМР, ніж застосування пасивних сенсорів, проте застосування у вакуумі, термічних, лакофарбних, нафтогазових та інших середовищах є обмеженим, так як приводять до значних похибок у зв'язку із залежністю швидкості поширення ультразвукових імпульсів від структури середовища, в якому вони генеруються (температури, густини, молекулярної маси, хімічного складу, міри поглинання та ін.) [149]. Тому в таких середовищах доцільно застосувати сенсори пасивного сприйняття інформації (відеосенсори), що дозволять продовжувати функціонування АМР.

Якщо тип середовища є придатним для застосування методу побудови ЛКС на основі пасивних сенсорів, то в блоці 20 генеруються команди для активації випромінювання СС (блок 17), що з'єднаний через інтерфейс (блок 19), який узгоджує команди блоку 20 із величиною електричного струму, що подається на джерело випромінювання СС. Одночасно відеокамерою (блок 14) сприймаються відеокадри середовища освітленого джерелом СС. Відеокамера вважається пасивним сенсором, яка генерує потік відеокадрів із частотою 30 Гц і ініціалізується на початку функціонування АМР. Таким чином, вхідною інформацією для блоку 20 є два цифрових відеокадри (процес оцифрування відеопотоку відеокамери здійснюється в блоці 16 на основі показів сенсорної панелі ССD відеокамери, що під'єднана через інтерфейс в блоці 15 і записується в оперативну пам'ять (блок 17)), отриманих із ввімкненим і вимкненим джерелом випромінювання СС, які записані в оперативній пам'яті (блок 17). На основі двох відеокадрів в блоці 20 реалізується метод побудови ЛКС із використанням СС і відеокамери (§2.3), який будує ЛКС відносно АМР і записує її в оперативну пам'ять (блок 21).

Якщо тип середовища є придатним для застосування методу побудови ЛКС на основі сенсорів активного сприйняття середовища, в блоці 11 здійснюється вибір одного з двох запропонованих в §2.1, §2.2 методів побудови ЛКС АМР. Особливість функціонування блоку 11 полягає в тому, що статистичний метод побудови ЛКС (представлений в §2.1) використовує технологію злиття УС та ІС на основі статистичних обчислень їх даних і дозволяє будувати ЛКС із вищою швидкістю, ніж інший запропонований метод, проте він не наділений засобами інтелекту. Нейромережевий метод (представлений в §2.2) забезпечує побудову ЛКС навіть при неточних або некоректних вхідних сенсорних даних, проте із меншою швидкістю. Таким чином, вибір методу побудови ЛКС АМР в блоці 11 може здійснюватись на основі аналізу допустимих відхилень показів УС та ІС, які функціонують у спільній області видимості. Наприклад, можна використати порогове значення мінімальних відхилень (2.1), при яких є допустимим виконання статистичного методу побудови ЛКС. В іншому випадку доцільно виконувати нейромережевий метод для побудови ЛКС АМР.

Крім того, вибір типу середовища і методів побудови ЛКС, що представлені блоками 10, 11, забезпечуються взаємозв'язком із базою знань (блок 34), яка виконує функції прийняття правильного рішення і накопичення знань про оточуюче середовище.

В блоці 12 здійснюється побудова ЛКС запропонованим статистичним методом, представленим в §2.1, на основі показів УС та ІС, що збережені в оперативній пам'яті (блоки 5,9). Побудована ЛКС АМР записується в оперативну пам'ять (блок 21).

В блоці 13 здійснюється побудова ЛКС відносно АМР запропонованим нейромережевим методом, представленим в §2.2 на основі показів УС та ІС, що збережені в оперативній пам'яті (блоки 5,9). Побудована ЛКС записується в оперативну пам'ять (блок 21).

В блоці 22 забезпечується синтез глобальної карти середовища на основі ЛКС, що знаходиться в оперативній пам'яті (блок 21). Для синтезу глобальної карти середовища (ГКС) вхідною інформацією є побудована на попередньому кроці ГКС

робота, що знаходиться в оперативній пам'яті (блок 23), ЛКС АМР (блок 21) і положення АМР на ГКС (блок 24). При початковому русі АМР у випадку відсутності синтезованої ГКС (наприклад, при задачі дослідження середовища) остання генерується із відсутніми перешкодами, яка по мірі переміщення АМР уточнюється. Положення АМР в будь-який момент часу задається його координатами $R(x_r, y_r, \theta_r)$ на ГКС, де x_r, y_r – координати осей абсциси і ординати, θ_r – кут повороту. Для будь-якої точки ЛКС з координатами ${}^R p(x', y', \theta')$ відносно АМР здійснюється перетворення системи координат на ГКС ${}^G p(x, y, \theta)$ [14].

Для синтезу ГКС може бути використаний алгоритм, запропонований в [55], що вимагає мінімальної обчислювальної складності. Синтезована в блоці 22 ГКС записується в оперативну пам'ять (блок 23).

У блоці 25 визначається траєкторія руху АМР на основі положень перешкод на ГКС (блоки 21, 23), положення АМР на ГКС (блок 24) і заданої координати цільової точки переміщення АМР (блок 26). Як правило, для цього аналізуються декілька можливих траєкторій досягнення цілі, з яких вибирається найоптимальніша. Наприклад, траєкторія руху АМР може бути знайдена градієнтним методом або ж з допомогою топологічного графу [2, 3, 29, 55].

Оцінка поточного стану АМР та вибір бажаної траєкторії руху АМР реалізуються із використанням засобів штучного інтелекту (блок 34) для конкретизації маневрів, які забезпечуються та накопичуються в базі знань блоку.

В блоці 27 розраховуються швидкості двигунів та кути повороту кермового пристрою (при його наявності), що беруть участь у русі АМР на основі вибраної в блоці 25 траєкторії переміщення АМР та відстаней до перешкод (блок 21).

Завданням блоку 31 є формування керуючих впливів на двигуни (блок 32), що задіяні в русі АМР у відповідності із визначеними швидкостями та кутами повороту сформованих на попередньому етапі (блок 27).

Під час переміщення АМР в блоці 30 відбувається вимірювання реальних параметрів руху, що визначають пройдену відстань, кут рульового механізму та ін. Виміряні реальні параметри переміщення АМР через інтерфейс (блок 29) поступають в блок 28 для визначення положення АМР на ГКС (локалізації). При

цьому отримані параметри в блоці 30 дають початкове наближення позиції робота на ГКС у зв'язку із похибками вимірювань та можливими проковзуваннями механічних частин АМР. Тому, для точної локалізації АМР використовуються значення ЛКС (блок 21), ГКС (блок 23) і координати положення АМР, отримані під час його переміщення (блок 24). Наприклад, для забезпечення локалізації АМР можуть бути застосовано методи [29, 136, 57, 26, 42, 31, 65]. Після локалізації робота на ГКС його координати та кутове розміщення записуються в оперативну пам'ять (блок 24).

Таким чином, на структурній схемі запропонованої інтелектуальної системи керування АМР (рис. 3.1) можна виділити чотири основних функціональних рівні. На першому рівні (рівні інтерфейсів) забезпечується взаємозв'язок із системою сенсорів та активаторів АМР через відповідні інтерфейси (блоки 1-4, 6-8, 14-16, 18-19, 29-32). Функціями другого рівня є забезпечення побудови ЛКС та ГКС на основі сенсорних показів АМР (блоки 5, 9-13, 17, 20-23, 33, 34). На третьому рівні реалізується тактика руху у відповідності до заданої стратегії АМР та забезпечується безпосереднє керування переміщенням робота (блоки 25-27, 34). На четвертому рівні забезпечується зворотній зв'язок від системи двигунів АМР до системи керування АМР. На даному рівні вирішуються завдання локалізації робота на ГКС (блоки 24,28).

Згідно запропонованої структури АМР, всі його функціональні блоки можна поділити на апаратно-залежні і програмно-залежні (рис. 3.2).

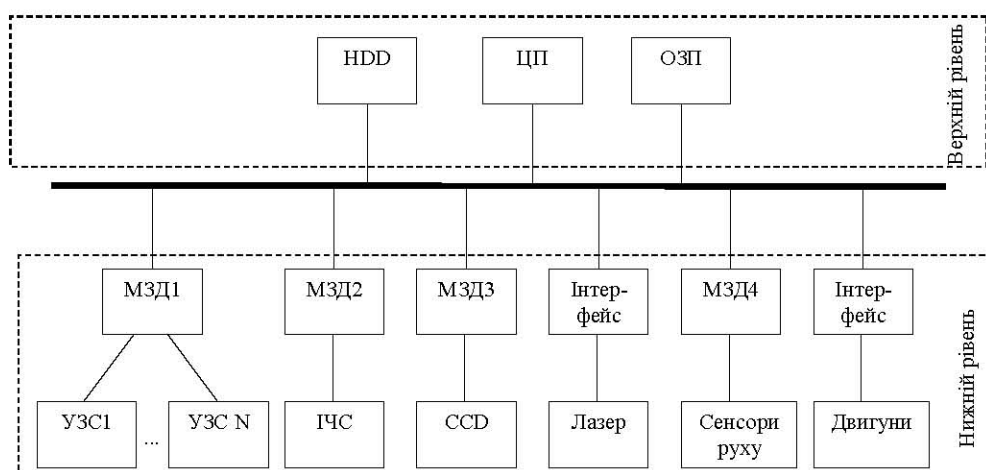


Рис. 3.2. Структура мобільного робота

До апаратно-залежної частини належить рівень інтерфейсів, представлений на рис. 3.1. Всі інші рівні належать до програмно-залежної частини і реалізуються на мові програмування. Таким чином, на нижньому рівні дворівнева структура АМР (рис. 3.2) складається з сенсорів і активаторів (УЗС, ІЧС, ССD, лазер, сенсори руху, двигуни), модулів збору даних (МЗД1...МЗД4) і контролерів активаторів, а також з центрального процесора (ЦП), ОЗП і накопичувача на жорсткому диску (HDD) на верхньому рівні. Функціями модулів збору даних (МЗД) є забезпечення перетворення сигналу сенсорів у цифровий код. При цьому алгоритм перетворення є незмінним і жорстко записаним в ПЗП. МЗД в основному керує процесом збору даних та їх передачею на шину даних на верхній рівень. Він є апаратно-орієнтований на збір даних від конкретних типів сенсорів і є найменш універсальним серед усіх рівнів АМР. Основною вимогою до обчислювального пристрою МЗД є його функціонування в реальному часі збору даних із частотою поступлення показів сенсорів. Аналогічним властивостям відповідають контролери активаторів, які забезпечують інтерфейс з шиною даних і апаратно орієнтовані на визначений тип активатора.

На верхньому рівні реалізується блок центрального процесора (ЦП), який забезпечує функціонування всіх елементів АМР і виконує найбільш складні процедури побудови ЛКС та управління іншими модулями АМР. Спеціалізація функцій ЦП досягається спеціалізованим програмним забезпеченням. При цьому коди програм алгоритмів виконання методів управління АМР та результати виконання збору сенсорних даних і виконання програм розміщуються в оперативній пам'яті (ОЗП). Дані, що не потребують частого використання, зберігаються на жорсткому диску (HDD), наприклад, ГКС та положення АМР на ній може зчитуватись із жорсткого диску на початковому етапі руху АМР.

Аналіз відомих архітектур АМР дозволив виділити основні вимоги до побудови ЛКС АМР (див. параграф 1.4), одним з яких є обчислювальна складність. Оцінку обчислювальної складності побудови ЛКС проведемо із врахуванням швидкості переміщення АМР в реальному часі, а також допустимої похибки позиціонування АМР в середовищі. При цьому час, необхідний для виконання

одного циклу обчислень всіх функціональних блоків АМР (узагальнений алгоритм наведено на рис. 3.3)

$$T = T1 + T2 + T3 + T4 + T5 + T6 + T7 \quad (3.1)$$

де $T1$ – час виконання блоку зчитування даних від сенсорів і запису їх в ОЗП; $T2$ – час виконання блоку вибору методу побудови ЛКС; $T3$ – час виконання блоку побудови ЛКС; $T4$ – час виконання блоку побудови глобальної карти середовища АМР; $T5$ – час визначення положення АМР на ГКС; $T6$ – час розрахунку траєкторії руху АМР; $T7$ – час виконання блоку визначення маневрів АМР.

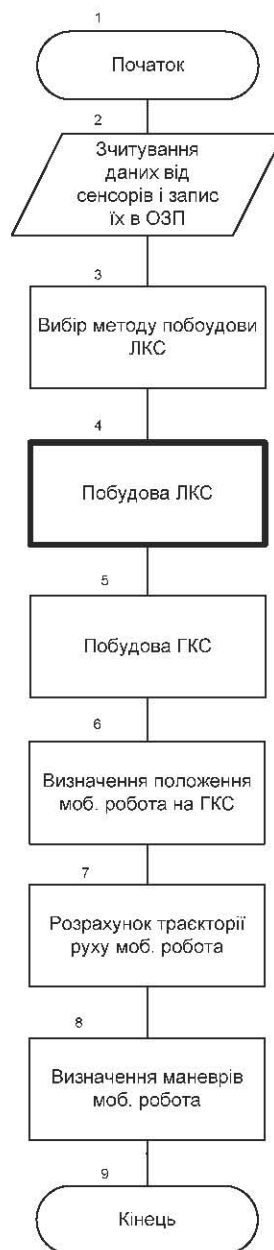


Рис. 3.3. Узагальнений алгоритм інтелектуального керування мобільним роботом

Аналогічно необхідний час для виконання одного циклу обчислень всіх функціональних блоків АМР, що приводить до його переміщення на один крок при допустимій похибці позиціонування S_{pos}

$$T = \frac{S_{pos}}{V_{MR}}, \quad (3.2)$$

де, S_{pos} – допустима похибка позиціонування АМР; V_{MR} – швидкість АМР.

Алгоритм зчитування даних від сенсорів (блок 2) містить операції збору сенсорних даних, що поступають з рівня інтерфейсів. Згідно специфікації [29, 46], час поступлення сенсорних даних від УС фірми Polaroid серії 6500 становить $T1_{УС}=23$ мс для детекції перешкоди на відстані 5 м від АМР і складається з сигналу ініціалізації (5мс), часу генерації ультразвукових коливань пластиною сенсора (2.38мс) і часу поширення ультразвукового сигналу в середовищі (2,95мс/м*5м=14,75мс). Аналогічно час отримання показів ІС фірми Sharp згідно його специфікації [108] становить $T1_{ІС}=54,3$ мс. Отримання показів від відеокамери здійснюється із частотою 30Гц ($T1_{відео}=33$ мс), тому для отримання двох відеокадрів відеокамери для побудови ЛКС потрібно 66 мс [104, 106].

Вибір методу побудови ЛКС (блок 3) базується на аналізі показів УС та ІС. При цьому потрібно забезпечити зчитування мінімум двох вибірок даних від УС для їх порівняння, що становить $T2=50$ мс із врахуванням часу обробки. Отже, для забезпечення зчитування сенсорних показів і вибору методу побудови ЛКС ($T1+T2$) достатньо 66 мс.

Час побудови ГКС (блок 5) і траєкторії руху АМР (блок 7) на ПК (ЦП - 266 МГц, Pentium) для ГКС розмірністю 10м^2 із розмірністю клітинки сітки 10 см становить $T4+T6=10$ мс для реалізації алгоритму на мові С [55].

Час виконання процедури локалізації АМР на ГКС (блок 6) у відповідності із методом запропонованим в [26] становить $T5=200$ мс на ПК (ЦП i586). Даний метод базується на визначенні позиції побудованої ЛКС на ГКС. Іншим застосуванням для локалізації АМР є використання маяків, що дозволяють отримати позицію АМР відносно них із більшою швидкістю. Наприклад, запропоновані в [29] маякові методи дозволяють визначати координати АМР із частотою 100Hz на відстані

декількох кілометрів. В такому випадку, позиціонування АМР може відбуватись за $T5=15$ мс із врахуванням часу обробки інформації.

Визначення маневрів АМР (блок 8) є задачею, що вимагає меншої обчислювальної складності, ніж задача визначення траєкторії руху АМР (блок 7), тому швидкість її виконання становить максимум $T7=5$ мс.

Таким чином, на основі (3.1, 3.2), необхідний час побудови ЛКС АМР можна визначити в залежності від допустимої похибки позиціонування і швидкості переміщення АМР за мінусом швидкодії виконання блоків 2,3,5-8 узагальненого алгоритму керування АМР (рис. 3.3):

$$T3 = \frac{S_{pos}}{V_{MR}} - (T1 + T2 + T4 + T5 + T6 + T7), \quad (3.3)$$

де S_{pos} – допустима похибка позиціонування АМР в середовищі; V_{MR} – швидкість переміщення АМР.

Наприклад, для допустимої похибки позиціонування АМР в середовищі, рівній 0,15 м, при швидкості переміщення АМР 0,5 м/с і часу виконання блоку локалізації АМР, рівному 15 мс (рис. 3.3), необхідний час для побудови ЛКС становитиме 204 мс (4,9 Гц) (рис. 3.4).

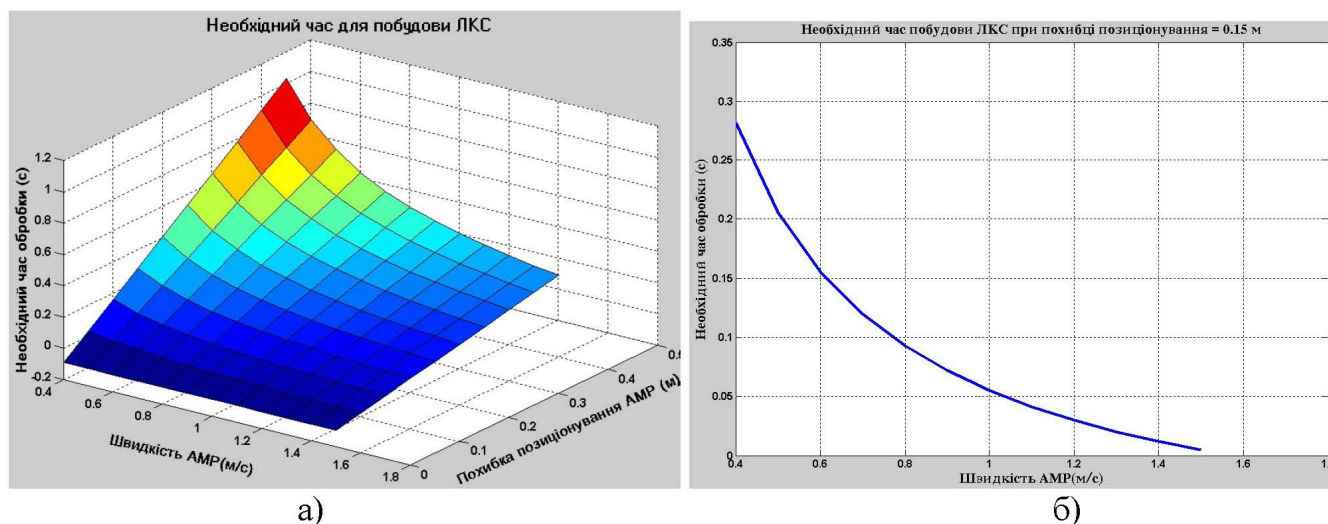


Рис. 3.4. Графік необхідного часу побудови карти середовища АМР при змінній швидкості і змінній похибці позиціонування (а) та похибці позиціонування рівній 0,15 м (б) при умові виконання алгоритму локалізації за 15 мс

У випадку, коли час виконання блоку визначення положення робота на ГКС рівний 200 мс (рис. 3.4), час побудови ЛКС становитиме 19 мс (52,6 Гц) (рис. 3.5).

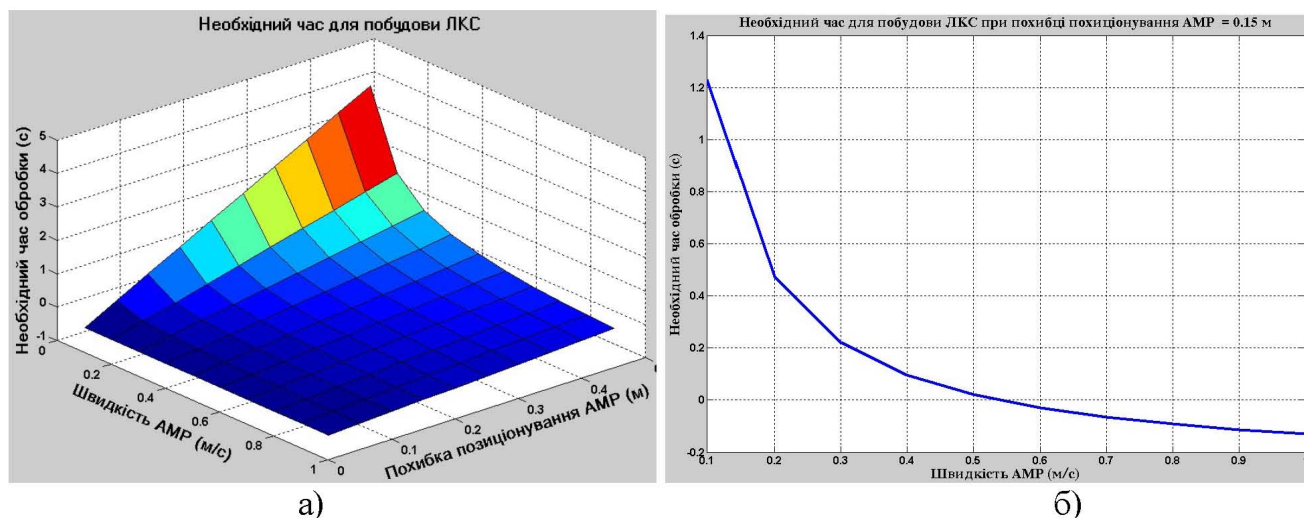


Рис. 3.5. Графік необхідного часу побудови карти середовища АМР при змінній швидкості і змінній похибці позиціонування (а) та похибці позиціонування рівній 0,15 м (б) при умові виконання алгоритму локалізації за 200 мс

Враховуючи необхідний час побудови ЛКС, можна визначити необхідну продуктивність обчислювальних засобів для блоку побудови ЛКС [152]

$$P = \frac{K \cdot F \cdot R}{N}, \quad (3.4)$$

де N – кількість елементів вхідних даних; K – кількість вхідних каналів даних; F – частота поступлення вхідних даних; $R=R(N)$ – складність алгоритму, виражена в кількості виконуваних операцій.

При цьому кількість виконуваних операцій методу побудови ЛКС АМР, базованому на статистичних розрахунках

$$R_{stat} = R_1 + R_2 + R_3 + R_4 = 16 + 40 + 2720 + 180 = 2956 \text{ оп}, \quad (3.5)$$

де R_1 – кількість операцій додавання/множення за (2.1); R_2 – кількість операцій додавання/множення визначення коефіцієнтів k , b прямих за (2.4); R_3 – кількість операцій додавання/множення визначення $MAP(j)$ за (2.7); R_4 – кількість операцій різниць за (2.8).

Тоді на основі (3.4), (3.5) продуктивність обчислювальних засобів для побудови ЛКС із частотою поступлення вхідних даних $F=4,9$ Гц, $K=1$, $N=1$ становитиме $P_{stat}=14485$ оп/с. Якщо частота поступлення вхідних даних

$F=52,6$ Гц, то продуктивність обчислювальних засобів для побудови ЛКС становить $P_{stat}=155486$ оп/с (додаток Б).

Для нейромережевого методу побудови ЛКС кількість операцій, необхідних для побудови карти середовища

$$R_{NN}=5*R_1+4*R_2+180=5*3920+4*5100+180=40180 \text{ оп}, \quad (3.6)$$

де R_1 – кількість операцій множення/додавання для розрахунку вихідних значень першої НМ згідно (2.12); R_2 - кількість операцій множення/додавання для розрахунку вихідних значень другої НМ згідно (2.12).

Згідно (3.4), (3.6) продуктивність обчислювальних засобів для побудови ЛКС при частоті поступлення вхідних даних $F=4,9$ Гц, $K=1$, $N=1$ становитиме $P_{NN}=196882$ оп/с. Якщо частота поступлення вхідних даних $F=52,6$ Гц, то потрібна продуктивність обчислювальних засобів для побудови ЛКС становить $P_{NN}=2113468$ оп/с (додаток Б).

Для методу побудови ЛКС АМР із використанням СС і світлового фільтру та двох відеозображень кількість операцій, необхідних для побудови ЛКС

$$R_{L_Filter}=R_{L_PICT}=I_{ROW}*I_{COL}*R_1+(I_{ROW}-2)*(I_{COL}-2)*R_2+I_{COL}*R_3, \quad (3.7)$$

де R_1 – кількість операцій множення/додавання для виділення плями СС на відеозображенні (2.37)-(2.39); R_2 - кількість операцій множення/додавання для фільтрації та виділення точок центру плями СС на відеозображенні (2.41)-(2.44); R_3 – кількість операцій множення/додавання для визначення координат глибини, ширини і висоти перешкод відносно АМР (2.28), (2.31), (2.32); I_{ROW} , I_{COL} – кількість пікселів відеозображення відповідно в рядку і стовпці.

Для відеозображення розмірністю 320x240 пікселів кількість операцій

$$R_{L_Filter}=R_{L_PICT}=240*320*7+238*318*27+320*10=2584268 \text{ оп}, \quad (3.8)$$

Аналогічно для відеозображення розмірністю 640x480 пікселів кількість операцій $R_{L_Filter}=R_{L_PICT}=10390828$ (додаток Б).

Згідно (3.4), (3.8) необхідна продуктивність обчислювальних засобів для побудови ЛКС при роздільній здатності зображення 320x240 пікселів, частоті поступлення вхідних даних $F=4,9$ Гц, $K=1$, $N=1$, становитиме $P_{L_Filter}=P_{L_PICT}$

=12662913 оп/с. Якщо частота поступлення вхідних даних $F=52,6$ Гц, то необхідна продуктивність обчислювальних засобів для побудови ЛКС становить $P_{L_Filter}=P_{L_PICT}=135932497$ оп/с (додаток Б).

Для відеозображення з роздільною здатністю 640x480 пікселів необхідна продуктивність обчислювальних засобів для побудови ЛКС при частоті поступлення вхідних даних $F=4,9$ Гц, $K=1$, $N=1$, становитиме $P_{L_Filter}=P_{L_PICT}=50915058$ оп/с. Якщо частота поступлення вхідних даних $F=52,6$ Гц, то необхідна продуктивність обчислювальних засобів для побудови ЛКС становить $P_{L_Filter}=P_{L_PICT}=546557553$ оп/с (додаток Б).

Для методу побудови ЛКС АМР із використанням відеокамери, СС і НМ кількість операцій, необхідних для побудови ЛКС

$$R_{L_NN} = I_{ROW} * I_{COL} * R_1 + (I_{ROW}-2) * (I_{COL}-2) * R_2 + I_{COL} * R_3, \quad (3.9)$$

де R_1 – кількість операцій множення/додавання для симуляції НМ і виділення плями СС на відеозображенні (2.37)-(2.39); R_2 - кількість операцій множення/додавання для фільтрації та виділення точок центру плями СС на відеозображенні (2.41)-(2.44); R_3 – кількість операцій множення/додавання для визначення координат глибини, ширини і висоти перешкод відносно АМР (2.28), (2.31), (2.32); I_{ROW} , I_{COL} – кількість пікселів відеозображення відповідно в рядку і стовпці.

Для відеозображення розмірністю 320x240 пікселів кількість операцій

$$R_{L_NN} = 240 * 320 * 442 + 238 * 318 * 27 + 320 * 10 = 35992268 \text{ оп}, \quad (3.10)$$

Аналогічно для відеозображення розмірністю 640x480 пікселів кількість операцій $R_{L_NN} = 144022828$ (додаток Б).

Згідно (3.5), (3.10) необхідна продуктивність обчислювальних засобів для побудови ЛКС при роздільній здатності зображення 320x240 пікселів, частоті поступлення вхідних даних $F=4,9$ Гц, $K=1$, $N=1$, становитиме $P_{L_NN}=176362114$ оп/с. Якщо частота поступлення вхідних даних $F=52,6$ Гц, то необхідна продуктивність обчислювальних засобів для побудови ЛКС становить $P_{L_NN} = 1893193297$ оп/с (додаток Б).

Для відеозображення з роздільною здатністю 640x480 пікселів необхідна продуктивність обчислювальних засобів для побудови ЛКС при частоті поступлення

вхідних даних $F=4,9$ Гц, $K=1$, $N=1$, становитиме $P_{L_{NN}}=705711858$ оп/с. Якщо частота поступлення вхідних даних $F=52,6$ Гц, то необхідна продуктивність обчислювальних засобів для побудови ЛКС становить $P_{L_{NN}} = 7575600753$ оп/с (додаток Б).

У зв'язку із складністю задачі визначення продуктивності обчислювальних засобів, а також недоліками відомих методів, що дозволяють вимірювати продуктивність згідно показників MIPS (мільйонів команд за секунду) і MFLOPS (мільйонів елементарних арифметичних операцій над числами з плаваючою крапкою за секунду) [41], для оцінки їх продуктивності використано час виконання тестової програми, що містить $2.16 \cdot 10^{10}$ операцій множення/додавання (додаток Б). При цьому для виконання тестової програми була використана операційна система MS DOS для забезпечення єдиних умов виконання обчислень.

Аналіз необхідної обчислювальної продуктивності запропонованих методів (додаток Б) і обчислювальної продуктивності сучасних ПК (додаток Б) дозволив визначити необхідний час для побудови ЛКС на різних архітектурах обчислювальних засобів (додаток Б). Як видно із проведеного аналізу, побудову ЛКС можна забезпечити лише тими розглянутими обчислювальними засобами, які виділені сірим кольором (додаток Б) при швидкості переміщення АМР 0,5 м/с. Наприклад, для забезпечення побудови ЛКС запропонованим методом, що використовує СС, НМ і відеокамеру із роздільною здатністю зображень 640x480 пікселів, розглянутих обчислювальних потужностей недостатньо. Для визначення вимог продуктивності обчислювальних засобів, розраховані коефіцієнти переводу між величинами MIPS та MFLOPS і встановленою продуктивністю обчислювальних засобів в операціях додавання\множення за секунду (додаток Б). Такі коефіцієнти розраховано усередненням співвідношень MIPS і MFLOPS до продуктивності обчислювальних засобів різних платформ, які становлять відповідно $1.8152 \cdot 10^{-5}$ і $8.7921 \cdot 10^{-6}$. При цьому для розрахунку вище наведених коефіцієнтів використано значення MIPS і MFLOPS, які отримані засобами пакету тестуючих програм SiSoft Sandra v. 2001.5.8.11. Враховуючи наведені коефіцієнти переводу, можна визначити мінімальні величини MIPS і MFLOPS обчислювальних засобів, які рекомендовані

для побудови ЛКС при швидкості переміщення АМР 0,5 м/с (додаток Б).

Таким чином, в §3.1 на основі проведеного аналізу потоків даних представлено архітектуру інтелектуальної системи керування АМР, де, базуючись на аналізі часових затримок основних модулів робота і продуктивності сучасних персональних комп'ютерів, обґрунтовано рекомендації необхідної продуктивності обчислювальних засобів для побудови ЛКС АМР.

3.2. Структура програмного забезпечення системи побудови карти середовища мобільного робота

Згідно структурної схеми функціонування АМР, яка представлена в §3.1, задачі побудови локальної і глобальної карт середовища, вибору тактики руху АМР та його локалізації реалізуються на програмному рівні керування АМР. Тому доцільно розглянути структуру програмного забезпечення АМР як сукупність методів, алгоритмів, засобів обчислювальної техніки і засобів програмування.

На основі проведеного в §3.1 аналізу необхідної продуктивності обчислювальних засобів, підсистеми АМР можуть реалізовуватись на однопроцесорній основі або на спеціалізованих засобах, наприклад, з використанням багатопроцесорної підсистеми. Однопроцесорні системи на базі персональних комп'ютерів (ПК) в порівнянні з спеціалізованими комп'ютерами програють у швидкодії, однак простіші в реалізації, мають широкий набір інструментальних засобів для розробки програм на різних мовах програмування. З огляду на високі темпи росту продуктивності ПК та обсягів оперативної пам'яті і такими ж темпами зниження їх вартості, питання швидкодії стає не надто критичним. Інша перевага ПК – відкритість системи, тобто можливість побудови будь-якої конфігурації, у тому числі використання однієї системної плати і скороченого набору периферійних пристроїв. Крім цього, для ПК розроблені операційні системи, що дозволяють реалізувати режим реального часу, наприклад UNIX, LINUX, WINDOWS. Проте, зважаючи на велику кількість задач у системі керування АМР і те, що на дії, які вони виконують, потрібен значний процесорний

час, виникла потреба у введенні супервізора, який би діяв в рамках операційної системи.

Структура запропонованого програмного забезпечення системи (рис. 3.6) містить блок супервізора, який є ядром програмного забезпечення, працює невидимо для користувача і здійснює наступні системні функції: організацію взаємодії компонентів АМР, моніторинг процесів, розподіл процесорного часу між задачами, тощо.

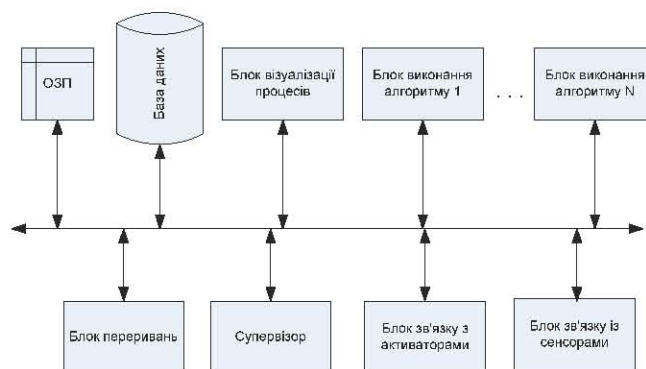


Рис. 3.6. Узагальнена структура програмного забезпечення системи керування АМР

Блок переривань забезпечує загальний контроль настання подій в часі, здійснює направлення подій до блоків, що реагують на них, таким чином забезпечуючи загальну синхронізацію виконання процедур АМР.

Блоки зв'язку з активаторами і сенсорами забезпечують ввід/вивід даних, використовуючи стандартні інтерфейси, наприклад RS232, USB. Крім того, для забезпечення зв'язку із зовнішнім середовищем АМР, в блоці зв'язку із сенсорними пристроями може здійснюватись попередня обробка сенсорних даних для підвищення точності, завадостійкості, достовірності сенсорних показів, а також фільтрації різного роду шумів. При цьому прийом/передача керуючих та інформаційних команд здійснюється по перериванню викликаному супервізором, із використанням процесу буферизації та запису їх в оперативну пам'ять і в базу даних (БД). Такий підхід дозволяє знизити зайнятість процесора і забезпечити аналіз отриманих даних. В БД також зберігається інформація про команди АМР, локальна і глобальні карти середовища, інформація про положення АМР. При цьому БД може бути використана для формування бази знань, що необхідна при інтелектуальному керуванні АМР. Наприклад, важливим при керуванні АМР є аналіз збережених

даних в БД для забезпечення можливості повернення робота у попередні положення в разі тупикових ситуацій, коли необхідно здійснити переміщення АМР у позицію, яку він займав на попередніх кроках переміщення, і вибору іншої траєкторії руху.

Блок візуалізації процесів забезпечує моніторинг функціональної активності АМР на екрані дисплея. Такий режим є необхідним під час відлагоджування основних процедур функціонування АМР. В реальних умовах блок моніторингу відключається для підвищення загальної продуктивності обчислювальних засобів.

Блоки виконання алгоритмів забезпечують виконання процесів побудови локальної та глобальної карт середовища, побудову траєкторії руху АМР, локалізацію, визначення маневру, аналіз та обробку вхідних даних. Для виконання таких алгоритмів виділяється процесорний час, який необхідний для їх роботи. Виконання кожного з алгоритмів завершується викликом переривання програми і звернення до супервізора із повідомленням про кінець процедури виконання алгоритму. На основі переривань супервізор визначає послідовність виконання процедур для функціонування АМР, що ініціалізується новим перериванням.

Для програмної реалізації запропонованих в §2.1-§2.3 методів побудови ЛКС важливим є вибір структури даних і аналіз потоків вхідних даних. Для розробки структури даних доцільно використати реляційну модель (рис. 3.7), що зумовлено наступними її перевагами: зручністю представлення структур даних у вигляді двовимірних таблиць; гнучкістю обробки даних в табличній формі; точністю (групові відношення між таблицями мають точний зміст і підпорядковуються математичним методам обробки з використанням алгебри відношень); секретністю; ясністю (реляційне представлення даних дає ясну картину взаємозв'язків атрибутів з різних відношень і файлів); незалежністю та розширюваністю даних (в реляційній базі даних легко додавати і знищувати нові кортежі та відношення, при цьому розширення і зміна складу реквізитів не впливає на програму управління ними); легкістю управління даними; ясністю і наглядністю представлення даних; можливістю моделювання ієрархічних і сіткових моделей даних за допомогою реляційної структури даних [128, 144]. Крім того, для реляційних структур даних сильно розвинений рівень абстракцій математичного апарату (реляційна алгебра,

чисельні методи обробки групових відношень, предикатна логіка, тощо). На основі реляційної моделі даних створено структури записів файлів (додаток В), які використовуються у програмній реалізації.

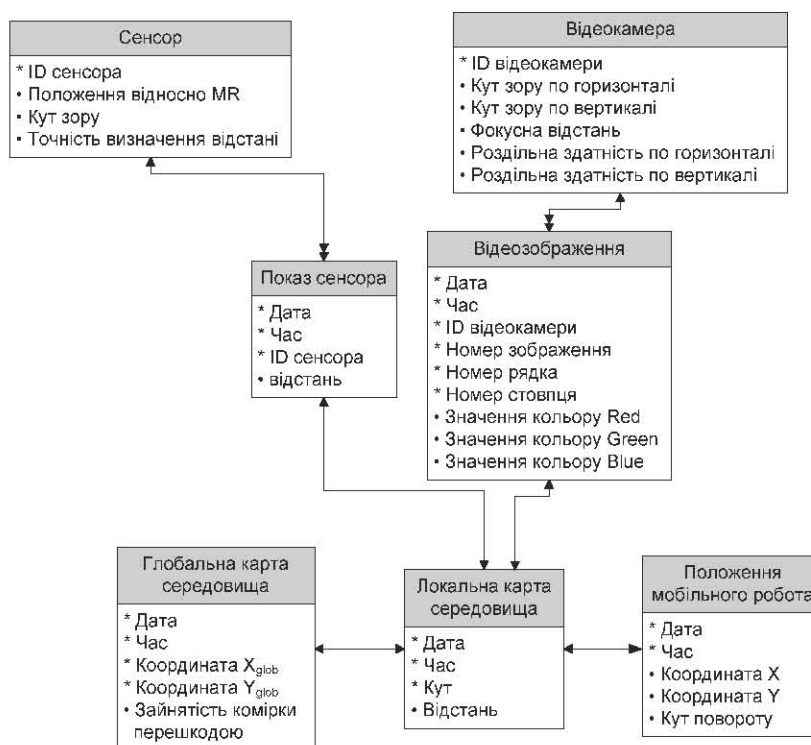


Рис. 3.7. Реляційна структура даних

Для передачі керуючих імпульсів до активаторів та сенсорів і отримання вхідних даних побудови ЛКС використано наявні інтерфейси персонального комп'ютера. Отримання даних УС та ІС здійснюється із використанням послідовного інтерфейсу R-S232C, який забезпечує дуплексну передачу даних в синхронному і асинхронному режимі із максимальною швидкістю 19200 біт/с [154]. Для отримання відеозображень доцільно використати USB інтерфейс, який дозволяє передавати інформацію з максимальною швидкістю 480 Мбіт/с для USB 2.0 і 12 Мбіт/с для USB 1.1 [49]. Комунікація між супервізором і сенсорною підсистемою та підсистемою активаторів АМР здійснюється за принципом клієнт-сервер. Така організація комунікацій зумовлена необхідністю розподілу обчислювальних потужностей між задачами збору даних, які можуть реалізовуватись на спеціалізованих засобах, і задачами верхнього рівня, що реалізуються на персональному комп'ютері. Взаємодія між серверною і клієнтською частиною забезпечується спеціалізованим протоколом обміну даних, що має визначену

структуру (табл. 3.1) подібно до [48].

У зв'язку із важливістю режиму реального часу, в якому функціонує АМР, функціонування протоколів доцільно забезпечити у "безмовному" режимі, при якому сенсорна підсистема АМР не дає підтвердження виконання команд клієнта, а також ігнорує будь-які пакети клієнта, в яких контрольна сума є некоректною або довжина даних перевищує 255 байт. Такий підхід забезпечує мінімальний час для обробки пакетів взаємодії клієнт-сервер.

При передачі повідомлень від сервера до клієнта пакети поступають періодично з інформацією про стани активаторів АМР та показами сенсорів. При цьому максимально можлива кількість даних рівна 255 байт (відповідає одному байту кількості даних, які передаються). Якщо необхідна більша кількість даних у протоколі взаємодії клієнт-сервер, доцільно передбачити більшу кількість байт для компоненти «число байт, що передаються» структури пакету протоколу. Наприклад, якщо використати протокол для передачі кольорового відеозображення від відеокамери із роздільною здатністю 640x480 пікселів, де кожен піксель представлений 3 байтами кольорів без застосування процедур компресії, необхідна кількість даних, які повинні передаватись одним пакетом через інтерфейс рівна 921600 байт. Для цього достатньо виділити 3 байти даних (відповідатиме максимум 16777216 байтам, які можна передати в одному пакеті) для компоненти «число байт, що передаються» структури пакету протоколу.

У випадку передачі повідомлень від клієнта до сервера структура команд в пакеті є чітко визначеною (табл. 3.2). З метою контролю функціонування взаємодіючих сторін протоколу клієнт-сервер у випадку відсутності команд управління АМР, клієнт повинен періодично надсилати самоконтролюючий пакет із командою «PULSE» на сервер. Якщо керуючі команди клієнта або команди «PULSE» відсутні, робот автоматично зупиняє всі двигуни, які можуть відновити свою роботу лише після отримання пакету клієнта. Таким чином, алгоритм роботи протоколів взаємодії клієнтської і серверної частини можна відобразити узагальненою структурною схемою (рис. 3.8).

Таблиця 3.1.

Структура пакету протоколу взаємодії
між клієнтською і серверною частиною мобільного робота

Компонента	Байти	Значення	Опис
Заголовок	2	0xFA, 0xFB	Заголовок пакету, аналогічний як для сервера, так і для клієнта
Число байт, що передаються	1	N+2	Кількість байт даних, що передаються, включаючи контрольну суму (максимум 200 байт)
Дані	N	Команди	Команди клієнта, або інформація сервера
Контрольна сума	2	Розраховується	Контрольна сума пакету

Таблиця 3.2.

Структура передачі команд від клієнта до сервера

Компонента	Байти	Значення	Опис
Заголовок	2	0xFA, 0xFB	Заголовок пакету, аналогічний як для сервера так і для клієнта
Число байт, що передаються	1	N+2	Кількість байт даних, що передаються, включаючи контрольну суму (максимум 200 байт)
Номер команди клієнта	1	0-255	Номер команди клієнта серверу
Тип аргументу (залеж. від типу команди)	1	0x3B 0x1B 0x2B	Тип аргументу команди: - позитивне ціле число; - негативне ціле число; - стрічка
Аргумент	N	Дані	аргумент команди
Контрольна сума	2	Розраховується	Контрольна сума пакету, розраховується при передачі пакету

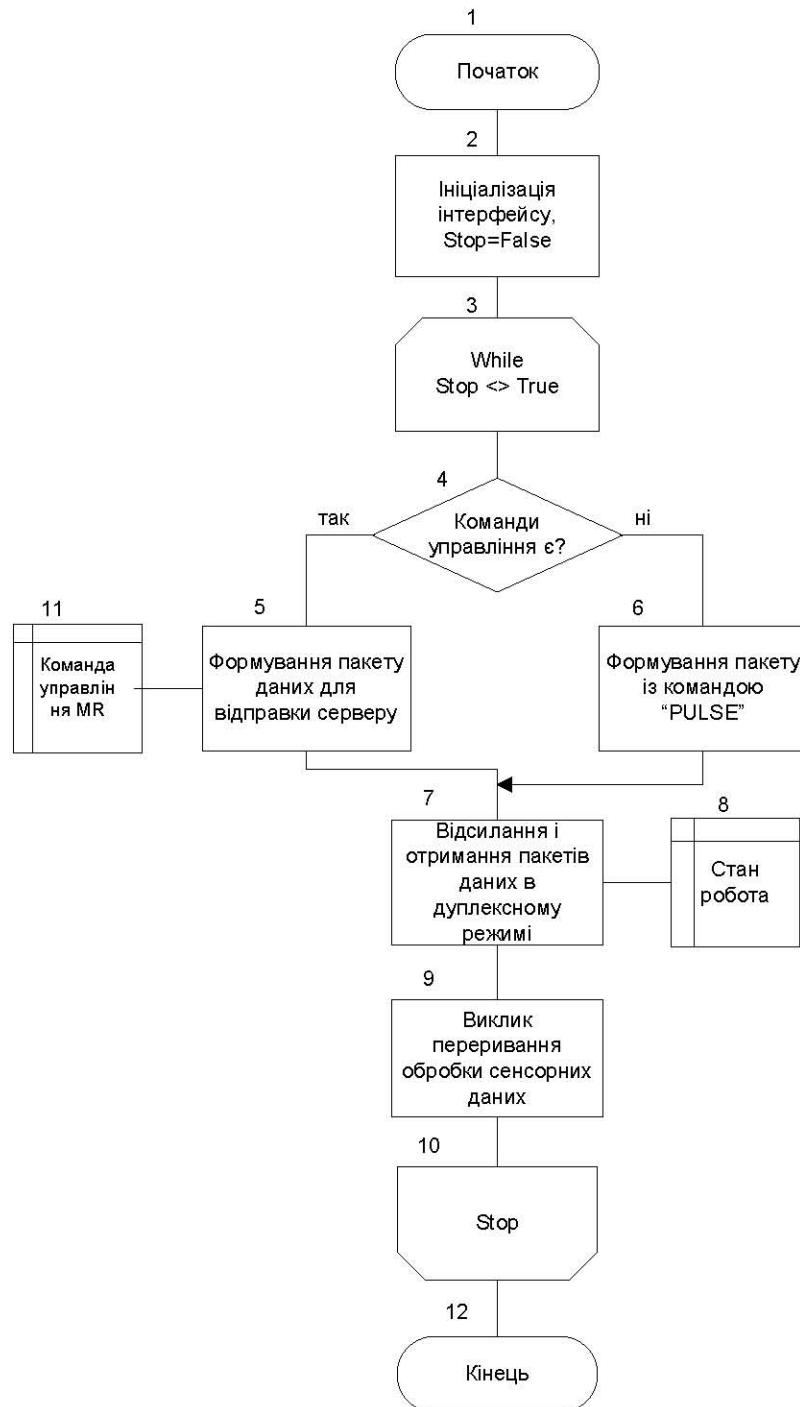


Рис. 3.8. Узагальнена схема роботи протоколів клієнтської і серверної частини

Для програмної реалізації запропонованих методів побудови ЛКС, в якості програмного засобу використано пакет Matlab® v.6.5 Release 13, створений фірмою The Math Works Inc., який є світовим стандартом в області наукових і технічних розрахунків [132, 145, 163]. Вибір пакету Matlab зумовлений його перевагами над іншими інженерними пакетами програм: можливістю модифікації Matlab для рішення нових технічних задач за рахунок розробок toolboxes; відкритою архітектурою, яка дозволяє користувачу забезпечувати повний доступ до кодів пакету

за рахунок потужної мови програмування; можливістю конвертації коду процедур, написаних на мові Matlab на мови більш низького рівня, такі як C, C++, FPGA з метою підвищення швидкодії обробки даних [4, 98, 109]. Реалізовані засобами Matlab лістинги підпрограм, які забезпечують читання, запис та підрахунок контрольних сум для передачі пакетів команд згідно наведеного протоколу, представлено в додатку Д.

Таким чином, в §3.2 представлено структуру програмного забезпечення верхнього рівня, структуру даних на даталогічному рівні для побудови ЛКС, а також протокол взаємодії клієнт-сервер, на основі якого забезпечується отримання вхідних даних для побудови ЛКС АМР. Враховуючи те, що операційні системи Windows, UNIX, LINUX є універсальними, які використовують багато процесорного часу для власних потреб, доцільно верхні рівні структури програмного забезпечення реалізовувати на мовах високого рівня на цих системах, тоді як підсистеми зв'язку із зовнішніми пристроями та сенсорами – на мікропроцесорах.

3.3. Програмні модулі елементів симуляції мобільного робота

Як представлено в попередніх параграфах дисертації, сенсори є єдиними засобами, через які відбувається сприйняття оточуючого середовища АМР. Для програмної реалізації і дослідження роботи запропонованих методів побудови ЛКС використано методи імітаційного моделювання, які застосовані для симуляції показів активних і пасивних сенсорів, що розглянуті в першому розділі дисертації. Для імітації активних сенсорів використано модель УС. Згідно геометричної інтерпретації такої моделі (рис. 3.9), детекція перешкод активними сенсорами здійснюється із врахуванням віддалі до найближчої точки перешкоди, кута від перешкоди до УС і характеристик шуму середовища, в якому знаходиться сенсор [29, 46, 62, 149].

Відстань до найближчої точки перешкоди середовища d відносно положення АМР можна знайти як евклідову відстань на ЛКС, представлений у формі сітки

зайнятості [32]: $Dist = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}$, де x_1, y_1, x_2, y_2 – координати точок положення АМР і перешкоди на карті середовища.

Після визначення відстані до найближчої точки перешкоди модель активних сенсорів можна представити в імовірнісній формі як $p(s|d, \varphi)$, що відображає імовірність детекції перешкоди, яка знаходиться на відстані d , під кутом φ із показами УС s . Функція розподілу імовірностей моделі може бути побудована на основі багатьох показів сенсорів, що в загальному випадку, представляється залежністю від типу середовища поширення ультразвукових сигналів. Теоретично модель активних сенсорів можна представити трьома складовими частинами [62]:

1. Осева модель сенсора (одинарного відбиття імпульсу від перешкоди).
2. Позаосева модель сенсора (багатократного відбиття імпульсу від перешкоди).
3. Змішана модель сенсора.

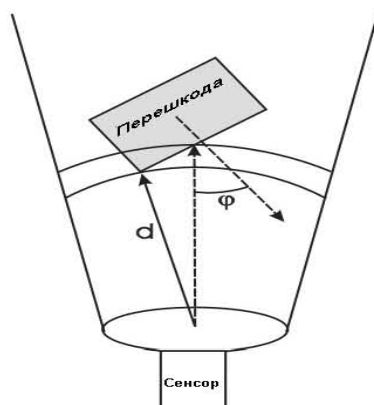


Рис. 3.9. Геометрична інтерпретація моделі ультразвукових сенсорів

При осевій моделі перешкода знаходиться перпендикулярно до УС (кут $\varphi = 0^\circ$). Функцію розподілу імовірностей детекції перешкод активними сенсорами можна представити трьома інтервалами (рис. 3.10а): початкова детекція, дійсна детекція, детекція поза областю дії УС. На початковому діапазоні детектується випадкова перешкода в ділянках відсутності випромінювання УС або від немодельованих чи невідомих об'єктів середовища. Дійсна детекція визначається максимальним значенням сенсора, при якому $s = d$, що розподіляється за нормальним законом розподілу. Детекція поза областю дії УС представляється деякою імовірністю, що покази випромінювання ультразвукових імпульсів не

будуть детектовані, а є швидше показами спричиненими випадковими явищами (шумами, тощо), що проявляється імпульсом на максимальній сенсорній відстані m .

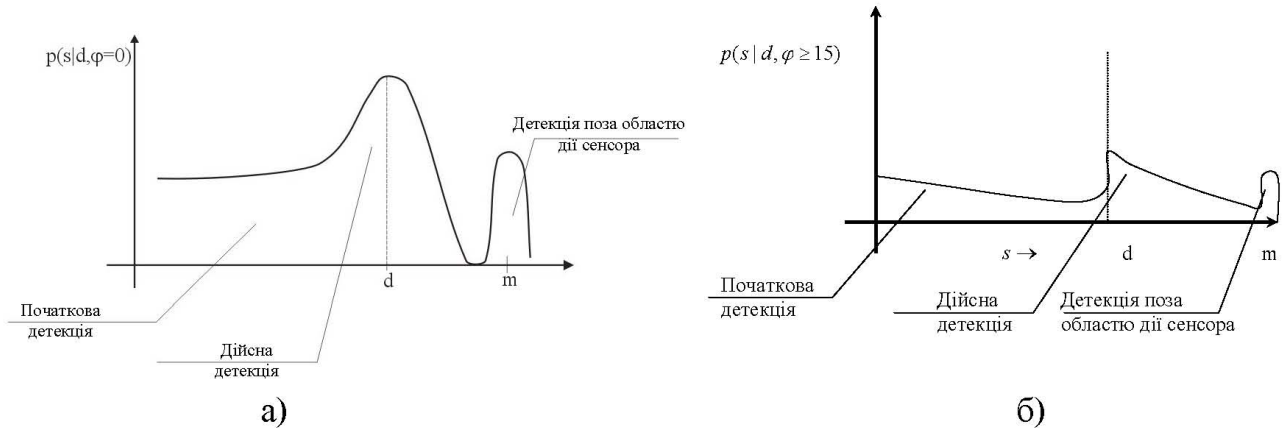


Рис. 3.10. Функція розподілу імовірностей моделі сенсора для осевого (а) і позаосевого (б) розміщення перешкод

Математично початковий діапазон детекції перешкод до точки d реальної відстані до перешкоди представляється як Пуасонівський процес з величиною λ_F позитивної оцінки значення хибності. Дійсне значення відстані до перешкоди розподіляється за нормальним законом розподілу в околі точки d . Значення імпульсу в точці m зменшується із збільшенням відстані до перешкоди і нормально розподіляється із уточненням лінійного фактору $\beta(d)$. На ділянці між відстанями d і m знаходиться дійсне значення перешкоди. Таким чином, на основі вище наведеного функція розподілу імовірностей:

$$p(s | d, \varphi = 0) = \begin{cases} s < d: & \lambda_F e^{-\lambda_F \beta} + \beta(d) N_{d, \sigma_{\text{sonar}}^2}(s) P(NHI > s); \\ d \leq s < m: & \beta(d) N_{d, \sigma_{\text{sonar}}^2}(s) P(NHI > d); \\ s = m: & 1 - \int_0^d [s < d] ds - \int_d^m [d \leq s < m] ds. \end{cases} \quad (3.12)$$

де $N_{d, \sigma_{\text{sonar}}^2}(s)$ - покази сенсора s з середньоквадратичним відхиленням σ ; $P(NHI > s) = e^{-\lambda s}$ - імовірність попадання сенсорного показу в інтервал s ; m - максимальна відстань чутливості активного сенсора.

При застосуванні позаосевої моделі перешкода розміщується під деяким кутом відносно сенсора. При такому положенні перешкоди функцію розподілу імовірностей можна представити трьома складовими (рис. 3.10б): діапазоном

початкової детекції, діапазоном дійсної детекції, діапазоном детекції поза областю сенсора. На початковому діапазоні, як і в осевій моделі, детектується випадкова перешкода в ділянках відсутності випромінювання УС або від немодельованих чи невідомих об'єктів середовища. В діапазоні дійсної детекції перешкоди істинне значення відстані до перешкоди, яке визначає сенсор, знаходиться в точці $s=d$. На відміну від нормального закону розподілу, який властивий осевій моделі, в позаосевій моделюється відбиття ехо-сигналів від декількох поверхонь перед сприйняттям його сенсором. В діапазоні поза областю детекції сенсора знаходиться імовірність того, що не отримано жодного сенсорного показу, а отримано лише випадковий імпульсний сигнал m .

Математично діапазон початкової детекції перешкоди до відстані d моделюється Пуасонівським процесом з величиною λ_F як величиною позитивної оцінки хибності детекції. Діапазон дійсної детекції також моделюється Пуасонівським процесом з іншою оцінкою λ_R , яка є більшою по величині, ніж λ_F . В даному випадку повна функція розподілу імовірностей детекції перешкод активними сенсорами має такий вигляд:

$$P(s | d, \varphi) = \begin{cases} s < d: & \lambda_F e^{-\lambda_F s} \\ d \leq s < m: & \lambda_R e^{-\lambda_R s} \cdot P(NHI > d) \\ s = m: & 1 - \int_0^d [s < d] ds - \int_d^m [d \leq s < m] ds \end{cases} \quad (3.8)$$

Коли перешкода знаходиться в проміжку кутів між 0° і 15° , використовується змішана модель. Функція розподілу імовірностей для сенсорної моделі може обчислюватись інтерполяцією відповідно між осевою і позаосевою моделями для $0 \leq x < m$. У зв'язку із тим, що ЛКС може мати помилки, для того щоб отримати результати сенсорної моделі, можна використати модифікацію рівномірного закону розподілу.

Для симуляції показів пасивних сенсорів використано модель відеозображення. Геометрично модель відеокамери, за допомогою якої отримують відеозображення, представляється її оптичним центром в точці O , що знаходиться

на фокусній відстані OD , і площиною сенсорної панелі Ω (рис. 3.11). Таку модель називають піксельною. Кожна точка середовища P проектується на сенсорну панель камери в точку I , яка є перетином прямої PO з площиною сенсорної панелі відеозображення Ω .

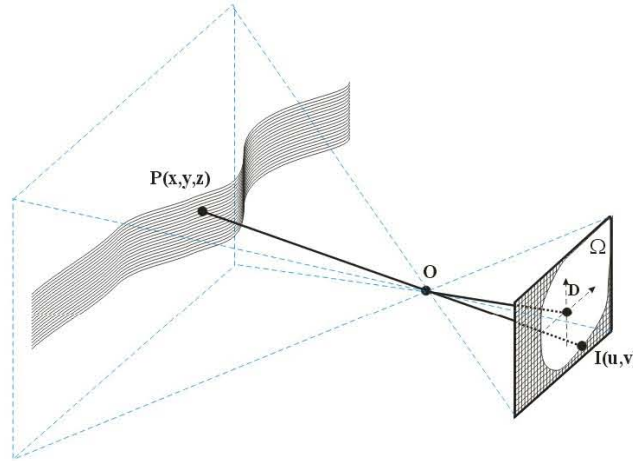


Рис.3.11. Геометрична модель відеозображення

Перетворення координат точки P в координати точки I забезпечується за допомогою лінійного перетворення з використанням матриці перетворень T [6]. Якщо припустити, що відеозображення, представлене як $I^*=(U,V,S)^t$, є проекцією точок середовища з координатами $P=(x,y,z)^t$, їх взаємозалежність

$$I^* = \begin{pmatrix} U \\ V \\ S \end{pmatrix} = T \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix}, \quad (3.14)$$

де T – матриця перспективи відеокамери розмірністю 3×4 елементи.

Якщо лінія OP є паралельною площини Ω значення $S=0$ і координати $(u,v)^t$ пікселів зображення I є невизначеними. В більшості випадків $S \neq 0$ і координати точок відеозображення

$$I = \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} U/S \\ V/S \end{pmatrix}. \quad (3.15)$$

Знаходження матриці T здійснюється із розрахунків, наведених у [6].

Під моделлю відеозображення розуміють двовимірну функцію інтенсивності світла $I(u, v)$, де значення амплітуди I в точці з координатою (u, v) представляється інтенсивністю яскравості зображення в даній точці [6, 32, 54].

Так як яскравість є формою представлення енергії, $I(u, v)$ є не нульовою скінченою функцією

$$0 < I(u, v) < \infty. \quad (3.16)$$

Зображення, що використовуються в середовищах, як правило, містять яскравість відбитих від об'єктів променів. Природа $I(u, v)$ може розглядатись як характеристика двох компонентів. Першою компонентою є величина яскравості джерела світла, яка характерна для освітлення середовища спостереження $i(u, v)$, тоді як іншою компонентою є величина світла, відбитого об'єктами середовища $r(u, v)$. Функція $I(u, v)$ є комбінацією $i(u, v)$ і $r(u, v)$

$$I(u, v) = i(u, v)r(u, v), \quad (3.17)$$

$$0 < i(u, v) < \infty, \quad 0 < r(u, v) < 1. \quad (3.18)$$

Як видно з (3.18), величина світла відбитого від об'єктів середовища знаходиться в межах від 0 (повне поглинання світла) до 1 (повне відбиття). Величина $i(u, v)$ визначається потужністю джерела освітлення, тоді як величина $r(u, v)$ характеристикою поверхонь об'єктів середовища. Теоретично значення величин (3.18) є обмеженими. Наприклад, величина $i(u, v)$ ясного сонячного дня в середньому становить 9000 люкс на поверхні землі, тоді як в похмурий день ця величина рівна 1000 люкс, освітлення повного місяця становить 0,01 люкс, рівень освітлення офісів становить приблизно 100 люкс [32]. Аналогічно, типовими значеннями величин відбиття $r(u, v)$ є: 0,01 люкс для чорних і фіолетових поверхонь, 0,65 люкс для поверхонь сталених листів, 0,80 люкс для стін кімнат пофарбованих в білий колір, 0,90 люкс для посріблених металів і 0,93 люкс для снігу. Значення інтенсивності точок чорно-білого зображення $I(u, v)$ знаходиться в діапазоні $L_{\min} \leq I(u, v) \leq L_{\max}$. Теоретично, вимогою до L_{\min} є його позитивне значення і до L_{\max} – його скінченність. Практично $L_{\min} = i_{\min} r_{\min}$ і $L_{\max} = i_{\max} r_{\max}$. На основі вище наведених значень величин освітлення і відбиття від поверхонь об'єктів середовища значення $L_{\min} \approx 0,005$ і $L_{\max} \approx 100$ для застосувань в закритих приміщеннях. Інтервал

$[L_{min}, L_{max}]$ називають масштабуванням кольорів (grey scale). При практичних реалізаціях цей діапазон переміщують на інтервал $[0, L]$, де $I(u,v)=0$ відповідає чорному кольору і $I(u,v)=L$ – білому. Всі проміжні значення є відтінками переходу від чорного до білого.

Для моделювання 3D середовища АМР і симуляції показів відеокамери використано пакет програмного забезпечення 3D Studio Max. Для програмної реалізації і обробки відеозображень використано RGB True Color і Grayscale формати, які є властивими як для зображень реальних відеокамер, так і для симуляторів. RGB модель зображення побудована на основі структури будови людського ока. В її основі лежать три кольори: Red – червоний, Green – зелений, Blue – синій. Всі інші відтінки кольорів видимого спектру зображення отримуються різною інтенсивністю трьох наведених кольорів. Дану модель, як правило, представляють у вигляді одиничного кубу з осями $(1;0;0)$ – червоний, $(0;1;0)$ – зелений, $(0;0;1)$ – синій і $(0;0;0)$ – чорний [107, 132]. Таким чином, колір кожного пікселя зображення в положенні $I(u,v)$ представляється тривимірним вектором. Кожен елемент вектора займає один байт (табл. 3.3). Тому зображення RGB моделі представляється матрицею $N \times M \times 3$ елементів, де N, M – розмірність зображення по горизонталі і вертикалі в пікселях відповідно. Для збереження відеозображення, формат даних містить 24 біти на кожен піксель, що потенційно дозволяє сформувати приблизно 16 мільйонів відтінків кольорів.

Для обробки відеозображень доцільно використати перетворення кольорових зображень в зображення із відтінками сірого (Grayscale), тому що вони мають краще співвідношення корисний сигнал/шум і простіші для обробки, що є важливим для обчислювальних потужностей АМР. Відмінність даного формату полягає в тому, що відтінок кольору кожного пікселя відеозображення задається одним байтом, який дозволяє використовувати $2^8=256$ градацій сірого кольору. В проміжку $[0..255]$ знаходяться відтінки сірого, які розподіляються за принципом: чим ближче значення кольору до 255, тим темніший відтінок кольору. Таким чином, відеозображення представляється матрицею $M \times N \times 1$ градацій відтінків кольорів, де N, M – розмірність зображення по горизонталі і вертикалі в пікселях відповідно. Даний формат

дозволяє отримувати досить якісні чорно-білі відеозображення, причому можливе перетворення яскравості від RGB формату: $(1-L)*255$, де L – яскравість, що отримується від RGB зображення за формулою:

$$L=aR+bG+cB, \quad (3.20)$$

де значення R , G , B кольорів лежать в інтервалі $[0; 1]$; a , b і c – вагові коефіцієнти, що в сумі рівні 1.

Таблиця 3.3

Формат даних RGB True Color відеозображення

Співвідношення біт для представлення кольору	1-й елемент вектора	2-й елемент вектора	3-й елемент вектора
8:8:8	Червоний колір, 0..255	Зелений колір, 0..255	Синій колір, 0..255

Таким чином, в даному параграфі розглянуті способи симуляції активних і пасивних сенсорів, що використовуються в програмному забезпеченні побудови карти середовища АМР.

Висновки до розділу 3

1. На основі аналізу потоків даних розроблено структуру інтелектуальної підсистеми керування мобільним роботом, де шляхом оцінки часових затримок основних модулів робота і продуктивності сучасних обчислювальних засобів, обґрунтовано їх вибір для задачі побудови карти середовища.

2. Шляхом аналізу інформаційних потоків між програмними модулями розроблено структуру програмного забезпечення системи керування мобільним роботом, яка дозволяє обґрунтувати структури даних на даталогічному рівні, а також адаптувати протокол взаємодії клієнт-сервер.

3. На основі досліджених методів побудови карти середовища мобільного робота розроблені структурні схеми програмно-апаратних засобів мобільного робота, які використовують запропоновані методи побудови карти середовища для керування мобільним роботом.

РОЗДІЛ 4

РЕЗУЛЬТАТИ ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНИХ ДОСЛІДЖЕНЬ І ВПРОВАДЖЕННЯ СИСТЕМИ ПОБУДОВИ КАРТИ СЕРЕДОВИЩА МОБІЛЬНОГО РОБОТА

4.1. Використання розроблених методів побудови карти середовища мобільного робота

Основна мета спільного науково-дослідного україно-іспанського проекту NATO PST.CLG.978744, "Using Multisensor Fusion and Neural Network Techniques for Robot Control" (Використання технології злиття сенсорних даних і НМ для управління АМР) була направлена на розробку і застосування основних концепцій технології злиття сенсорних даних і НМ для управління АМР. При цьому було розглянуто випадок, коли АМР забезпечує навігацію в наперед невідомому і небезпечному для людини середовищі. В рамках даної науково-дослідної теми, для досягнення основної мети було досліджено методи побудови ЛКС на основі технології злиття сенсорних даних. При цьому запропоновані і розроблені в другому розділі методи були промодельовані і експериментально досліджені на реально функціонуючому роботі в лабораторії "Автономних систем" університету Ла Коруня, Іспанія, що засвідчено довідкою (додаток Е).

Для досліджень запропонованих методів побудови ЛКС використано автономний АМР Pioneer P2-DX фірми ActivMedia [48]. Даний робот є триколісним, обладнаним двома ведучими колесами, розміщеними на одній осі, і одним самоорієнтуючим колесом, розміщеним на задній частині робота, що обертається навколо своєї осі і є балансом опори робота (рис. 4.1). Платформа АМР виготовлена із алюмінієвих пластин розміром 44см x 38см x 22см вагою від 9 кг до 23 кг (в залежності від конфігурації компонентів робота) з приводними колесами

діаметром 16.5см, що мають специфікацію RoboCup Mid-Sized League і забезпечує переміщення та повороти за рахунок механізму обертання двох ведучих коліс.

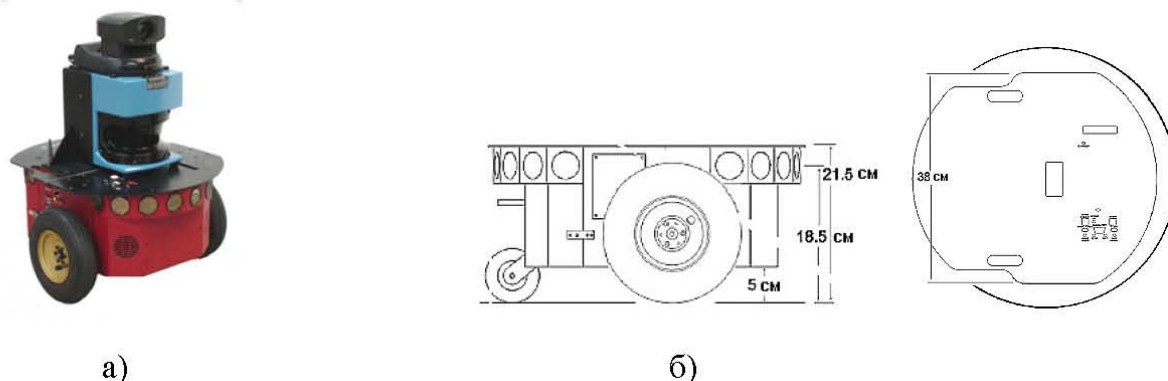


Рис. 4.1. Зовнішній вигляд (а) і розміри (б) мобільного робота Pioneer P2-DX

В умовах з горизонтальною поверхнею АМР може переміщуватись з максимальною швидкістю до 1.6 м/с. Крім двигунів, платформа робота містить 8 УС фірми Polaroid із чутливістю від 15 см до 7 м. Для забезпечення автономії АМР обладнаний трьома акумуляторними батареями, що дозволяють переміщуватись 18-24 год. при повністю заряджених акумуляторах. Крім того, АМР може обладнуватись додатковими пристроями: тактильними та ІС, відеокамерою і лазерним випромінювачем. Для взаємозв'язку із комп'ютером використовується Siemens С166 мікроконтроллер, який забезпечує зв'язок із зовнішнім ПК через стандартний інтерфейс вводу/виводу на основі RS232 або через радіомодем.

Для побудови ЛКС використано покази 8 УС, положення яких зафіксовані на передній панелі робота. Кожен УС виконаний як окремий електронний пристрій для незалежного управління ним. Множина УС забезпечує сканування середовища із частотою 25 Гц (40 мс на кожен сонар), при цьому, кут випромінювання ультразвукових імпульсів становить 20°.

В якості ІС використано параметри сканера RS-180 фірми "Lauze electronic", видима область якого характеризується радіусом від 0.3 до 3 метрів. ІС дозволяє

отримати 36 показів, які забезпечують рівномірне сканування середовища в діапазоні 180° (рис. 2.1b). Кутовий діапазон одного сектора ІС становить 5° .

В науково-дослідному проєкті було досліджено побудову ЛКС АМР в різних середовищах. В першому випадку АМР був розміщений перпендикулярно до перешкод (додаток Ж) на відстані одного метра. В другому випадку перед фронтальними сенсорами на відстані 500 мм була штучно створена перешкода прямокутної форми, яка розміщена під кутом 40° (додаток Ж).

Для побудови ЛКС, в рамках виконання науково-дослідної теми було розроблене програмне забезпечення на мові програмування Matlab 6.5 Release 13, лістинги основних процедур якого представлені в додатку Д. При цьому було використано запропонований в §2.1 статистичний метод і в §2.2 нейромережевий метод, які дозволяють будувати ЛКС АМР в полярній системі координат. В додатку Ж представлено побудовані статистичним методом ЛКС при двох положеннях АМР. Отримані локальні карти АМР за своєю точністю є подібними до рис. 2.6., що описані в §2.1 і дозволяють визначити положення перешкод середовища, забезпечуючи його навігацію. Перешкода, яка знаходилась перед АМР, була однозначно детектована (додаток Ж), що підтверджує коректну апроксимацію перешкод середовища.

Для побудови ЛКС запропонованим в §2.2 методом злиття показів ІС та УС з використанням НМ, використана структура НМ, аналогічна описаній в §2.2. Для навчання тришарової НМ сформовано навчальну вибірку, яка містить 68 навчальних вектори, при цьому в навчанні за методом Levenberg Marquard [36] НМ забезпечували швидке досягнення середньоквадратичної похибки навчання до 100 епох (додаток Ж). Таким чином, побудована ЛКС в полярній системі координат дозволяє визначати положення перешкод реального середовища (додаток Ж). Застосування нейромережевого методу в порівнянні з статистичним методом

забезпечує точніше формування ЛКС. Представлена у додатку Ж перешкода була виявлена з більшою точністю, ніж з використанням статистичного методу.

Точність побудови ЛКС була проаналізована при більш, як 80 позиціях, в яких функціонував АМР, що на основі правил планування експерименту дозволяє твердити з довірчою імовірністю, більш як 95%, про точність відтворення середовища, що властива запропонованим методам [155, 156, 157, 158,]. Отримані значення середніх абсолютних відхилень побудованої ЛКС від дійсних значень відстаней до перешкод для кожної позиції АМР зображено на рис. 4.2.

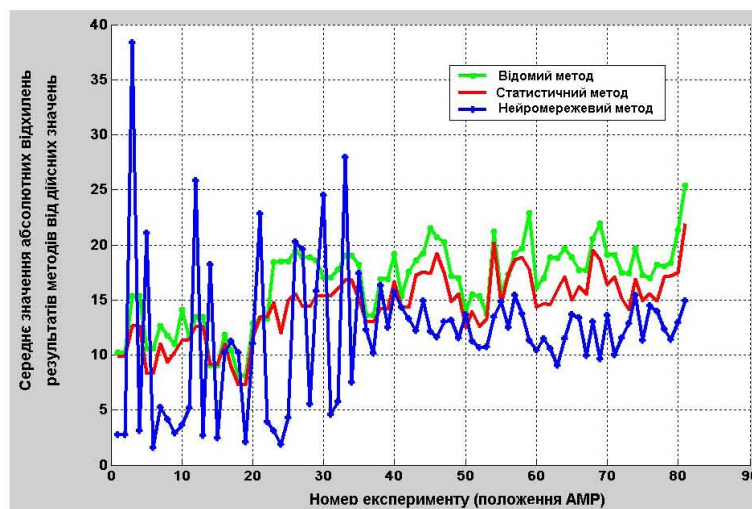


Рис. 4.2. Точність побудови карти середовища мобільного робота

Згідно рис. 4.2, у початкових положеннях АМР нейромережевий метод побудови ЛКС АМР містив мінімальну навчальну вибірку, а тому відтворення реального середовища відбувалось із великими похибками. Після отримання такої похибки покази сенсорної підсистеми додавались у навчальну вибірку, після чого забезпечувалось повторне навчання НМ. Стабільне відтворення середовища із меншою похибкою, ніж інші розглянуті методи, нейромережевий метод забезпечував лише після формування навчальної вибірки НМ з мінімум 80 різних положень АМР, що відповідало більш, як 2000 навчальним векторам (експерименти що відображені після номеру 40 на рис. 4.2).

Наведені результати експериментальних досліджень відображають те, що при умові стійкого відтворення середовища запропонованим нейромережовим методом (експерименти 41-81 на рис. 4.2) середня абсолютна похибка побудови ЛКС статистичним методом становить 11,5 см, нейромережовим – 8,8 см, тоді як аналогічна похибка прототипу становить 18,5 см. Таким чином, запропонований статистичний метод дозволяє будувати ЛКС в 1,6 рази точніше, ніж прототип, тоді як нейромережовий метод – в 2,1 рази точніше (на 50% точніше ніж статистичним).

Аналогічні дослідження були проведені в рамках науково-дослідної держбюджетної теми 0103U007684 “Використання технології злиття сенсорних даних і НМ для управління роботом” за підтримки Міністерства освіти і науки України. В рамках даної держбюджетної теми досліджено метод побудови ЛКС АМР з використанням технології злиття СС і відеозображення. Для побудови ЛКС створена проста механічна частина чотириколісного АМР, яка містить одну ведучу вісь з диференціалом і одну вісь з кермовим механізмом (рис. 4.3). При цьому переміщення АМР забезпечується двома електричними двигунами, один з яких забезпечує переміщення ведучих коліс, а інший – управління кермовим механізмом робота.

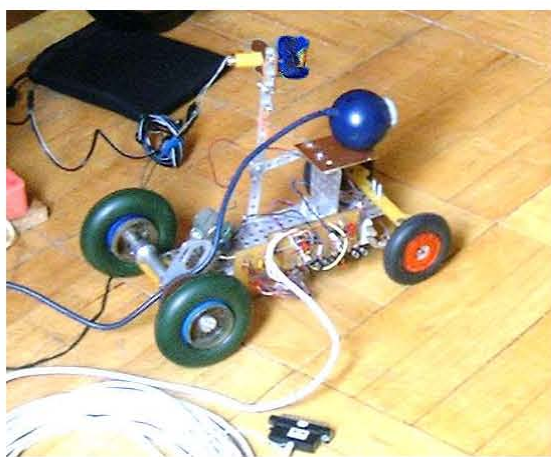


Рис. 4.3. Зображення мобільного робота

Для побудови ЛКС використано цифрову відеокамеру DEXXA (додаток З) [105]. Дана веб-камера розміщена на висоті 20 см від поверхні середовища і

дозволяє отримувати кольорові зображення із роздільною здатністю 320x240 або 640x480 пікселів. Глибина кольорів становить 24 біти на 1 піксель. Кут зору камери становить 40°, фокусна відстань - 879 пікселів для роздільної здатності 640 пікселів по горизонталі. Для зв'язку із комп'ютером використовується USB інтерфейс. Крім того, на АМР в якості випромінювача СС використано дешевий лазерний діод класу II з довжиною хвилі 620-680нм з максимальною вихідною потужністю до 1 мВт, який розміщений на відстані 70мм відносно відеокамери. Конфігурація АМР дозволяє змінювати кут випромінювання СС по відношенню до відеокамери. На основі проведеного калібрування кута випромінювача СС способом, описаним в §2.3, на основі (2.33) було визначено кут випромінювання СС, який становить 83°. Для формування СС у формі проекції прямої лінії в напрямку перешкоди використано оптичний спосіб, який базується на комбінації циліндричної лінзи і направленої на неї лазерного променя. Внаслідок такої комбінації пучок лазерного світла розсіюється в формі прямої лінії СС, яка проектується на сенсорну панель відеокамери через світловий оптичний фотофільтр К-8^x 52x0,75 (додаток 3).

Для управління потоком лазерного випромінювання використовується паралельний LPT порт комп'ютера. Для програмного керування процесами випромінювання СС через LPT порт комп'ютера синтезована принципова електрична схема (додаток 3), яка дозволяє вмикати джерело СС за рахунок встановлення рівня логічної одиниці на виході паралельного інтерфейсу ПК.

Для керування двигунами АМР і забезпечення його переміщення в середовищі, синтезована принципова електрична схема, яка дозволяє змінювати напрям обертів двигунів за рахунок логічних рівнів на виходах паралельного інтерфейсу ПК (додаток 3). Таким чином, для керування АМР використано п'ять бітів LPT інтерфейсу: перший – для керування процесом вмикання/вимикання випромінювача СС, другий – для забезпечення поступального переміщення АМР,

третій – для переміщення робота в зворотному напрямі, четвертий – для повороту робота в праву сторону і п'ятій – для повороту робота в ліву сторону.

Для керування процесами переміщення АМР, випромінювання СС і їх синхронізацію з отриманням зображень від відеокамери використано середовище Matlab 6.5 Release 13. При цьому, розроблене програмне забезпечення, що дозволяє узгоджувати процеси переміщення АМР (додаток Д).

Для представлення запропонованих методів побудови ЛКС АМР з використанням злиття СС і відеокамери отримано три фрагменти відеозображень: при початковому положенні АМР, його переміщенні на 95 мм і переміщенні на 215 мм відносно початкового положення (додаток Д). При цьому створено штучну перешкоду у вигляді прямокутного предмету, розміщеного перед АМР на відстані одного метра. В результаті виконання запропонованого методу побудови ЛКС було отримано сегменти СС на зображенні з використанням порогових значень і НМ (додаток И).

Для сегментації лазерного променя застосовано тришаровий перцептрон, який містить три вхідних нейрони, 20 схованих і два вихідних нейрони. Функцією активації нейронів другого шару НМ встановлено гіперболічний тангенс, а третього шару – лінійна функція активації нейронів. Представлена структура НМ вибрана експериментально і дозволяє найефективніше забезпечувати сегментування лазерного променя на відеозображенні з врахуванням критеріїв точності сегментації і мінімізації часу навчання НМ. Для навчання НМ було використано метод Levenberg Marquard, причому процес навчання обмежувався середньоквадратичною похибкою, рівною 0,0001 і 5000 епохами [36].

В результаті застосування запропонованого методу була побудована ЛКС (рис. 4.4), яка показує, що перешкода прямокутної форми знаходиться на відстані одного метра відносно початкового положення АМР (початкове положення АМР було задане в точці з координатами 0,0,0 і відповідає рівню розміщення відеокамери

АМР). Середньоквадратичні відхилення визначення відстаней до перешкод становлять 3.2 см і 3.0 см відповідно з використанням порогового методу і НМ для вибірки, яка становить більше 300 значень відстаней до точок перешкоди, що підтверджує їх порівняно однакову точність.

Перешкоди, які відображені на рис. 4.4 і знаходяться на відстані, більшій 2000 мм відносно початкового положення АМР, відображають поверхню середовища, по якій переміщується АМР. Такі перешкоди можуть бути відкинуті за рахунок введення інтервалу допустимих значень координати висоти, який дозволяє АМР здійснювати безперешкодну навігацію. Тобто на горизонтальній поверхні перешкодою вважається те значення точок ЛКС, яке знаходиться в межах допустимого інтервалу. При цьому верхня межа інтервалу задається висотою АМР, а нижня – його прохідністю.

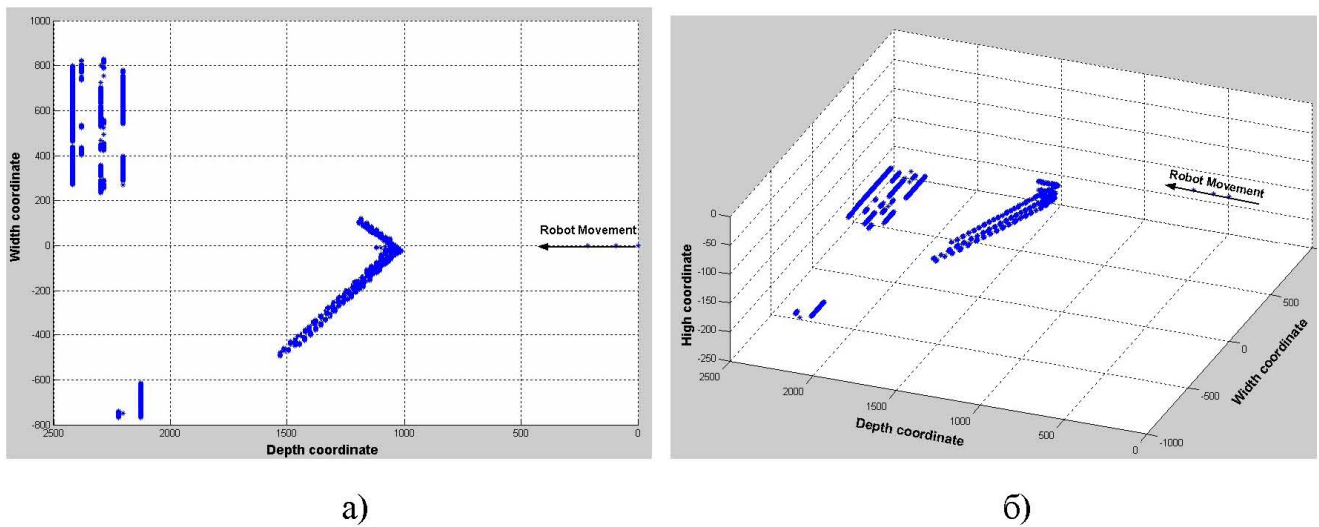


Рис. 4.4. Карта середовища: (а) – вигляд зверху; (б) – 3D модель середовища

Метод побудови ЛКС з використанням структурованого світла і відеозображення також впроваджено на ВАТ Тернопільський радіозавод "Оріон", для навігації мобільного робота СТАС-50ЛТ у центральному інструментальному складі (додаток Е). Зокрема, розроблене програмне забезпечення методу, на основі обробки чорно-білих зображень відеокамери Ganz EMH200 забезпечує безконтактне вимірювання відстаней до перешкод та їх розміри в тривимірному просторі, що

дозволяє в реальному часі відслідковувати зміни в середовищі оперування АМР та уникнути зіткнень при транспортуванні складських деталей.

Таким чином, в даному параграфі розглянуто експериментальні результати, що були отримані під час виконання науково-дослідних тем NATO PST.CLG.978744, "Using Multisensor Fusion and Neural Network Techniques for Robot Control" та 0103U007684 "Використання технології злиття сенсорних даних і нейронних мереж для управління роботом". Отримані результати побудови ЛКС адекватно відображають середовище, в якому функціонує робот, і були використані для задач керування переміщенням АМР, що засвідчено довідками (додаток Е).

4.2. Метод усунення імпульсних шумів сенсорних показів на основі злиття сенсорних даних в дистрибутивних сенсорних системах

Як представлено в §3.2, сприйняття оточуючого середовища АМР відбувається з використанням сенсорів. Так як сенсори є пристроями з обмеженою точністю, доцільно здійснювати попередню обробку сенсорних даних для підвищення точності, завадостійкості та достовірності сенсорних показів, а також фільтрації різного роду шумів [59, 93, 120, 129, 137, 141, 142, 162], яка є предметом дослідження держбюджетної науково-дослідної теми № 0101U002359, "Алгоритми та апаратно-програмні засоби злиття сенсорних даних в інтелектуальних дистрибутивних мережах". Така обробка є невідомою частиною функціонування сенсорної підсистеми АМР і може виконуватись в блоці 33 на рис. 3.1. структурної схеми запропонованої інтелектуальної системи керування АМР, що описана в §3.1.

В держбюджетній темі запропонований метод корекції значень членів ряду результатів спостереження, спотворених імпульсною завадою, який допускає зміну вимірюваної величини в процесі отримання ряду і має невисоку обчислювальну складність [59, 129, 137]. При цьому розглянута похибка аналого-цифрового (АЦ)

перетворення, що визначається в реальних умовах експлуатації не лише інструментальною похибкою, але і впливом різного виду шумів. Зменшення впливу імпульсних шумів є досить складною задачею [90]. Наприклад, спеціальні види АЦ перетворювачів – інтегруючі [157], використовуються для фільтрації завад, які виникають на 60-80дБ. Однак такі перетворювачі забезпечують досить низьку швидкість. Тому останнім часом значна увага приділяється способам обробки результатів АЦ перетворення з метою зниження впливу різного виду шумів, зокрема, цифровій фільтрації. Внаслідок значного спотворення результатів АЦ перетворення, одним з найбільш небезпечних видів завад є імпульсні. Результатами їх дії є значні одинарні відхилення результату АЦ перетворення від номінального значення. Ці завади, як правило, є результатом впливу на вхід АЦ перетворювача електромагнітних імпульсів, що виникають при різних комутаційних процесах. У більшості випадків амплітуда, тривалість і момент виникнення імпульсних завад носять випадковий характер, що сильно ускладнює боротьбу з ними.

Особливо небезпечні імпульсні завади під час установки нуля і калібрування АЦ перетворювача, тому що, по-перше, вони впливають на результат АЦ перетворення багаторазово [92], а по-друге, вони мають тривалу післядію (впливають на цілу серію результатів АЦ перетворення до наступного циклу установки нуля і калібрування). Небезпека післядії імпульсних завад зростає при корекції і прогнозуванні дрейфу нуля та калібруванні за допомогою НМ [92]. Це зв'язано з тим, що, по-перше, імпульсні завади погіршують параметри навчання НМ (підвищують похибку визначення поправок), а по-друге, прогнозування похибки АЦ перетворювача дозволяє різко збільшити межкалібровочний інтервал і тим самим збільшують час післядії імпульсних завад.

Для зниження впливів імпульсних перешкод на результат АЦ перетворень традиційно використовуються різні методи фільтрації [158] (табл. 4.1). Усунення завад і адаптивність параметрів забезпечують цифрові фільтри [84]. Однак

ефективність класичних цифрових фільтрів при усуненні неперіодичних імпульсних завад значно знижується, що обумовило необхідність їхньої модернізації і пошуку нових підходів [96, 167].

Відомий метод зменшення впливу імпульсних завад шляхом усереднення членів ряду результатів спостереження [156]. Однак, для зменшення похибки від імпульсної завади в k разів (для досягнення допустимої межі впливу), цей метод потребує усереднення k результатів спостереження. Таким чином, цей метод неефективно зменшує вплив імпульсних завад. Крім того, він не дозволяє зменшити до допустимого рівня вплив імпульсних завад, які поступають з періодом, меншим від $k \cdot t$, де t – середній час отримання одного результату спостереження.

Таблиця 4.1.

Порівняння основних методів зменшення впливу імпульсних шумів
на результати АЦ перетворень

Методи зменшення імпульсного шуму	Переваги	Недоліки
Цифрові фільтри	Усунення періодичного шуму	Відкидання неперіодичних імпульсних шумів вимагає значного обмеження смуги пропускання
Методи штучного інтелекту (нейронні мережі)	1. Є перспективними при усуненні різних видів шумів 2. Висока адаптивність	Висока обчислювальна складність

Відомі також методи зменшення впливу імпульсних завад за допомогою фільтра низьких частот [168]. При цифровій обробці результатів спостереження використовують цифрові рекурсивні і нерекурсивні фільтри. Однак фільтри низьких

частот найкраще подавляють періодичні завади невеликої інтенсивності, а вплив завад високої імпульсивності зменшується не достатньо ефективно. Тому доцільніше виділити процес зменшення впливу імпульсних завад в окрему операцію, яка дозволяє вилучити або відкоригувати значення результатів спостереження, які спотворені дією імпульсних завад.

Інший відомий метод забезпечує зменшення впливу імпульсних завад шляхом вилучення з ряду вимірювань значень, відхилення яких від середнього перевищує середньоквадратичне відхилення ряду вимірювань більше, ніж в K разів [155].

Метод полягає в тому, що розраховують математичне сподівання M значень членів ряду N результатів спостереження, а також середньоквадратичне відхилення

$$\sigma = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_1^N (M - x_i)^2}$$
. Якщо максимальне значення абсолютного відхилення

перевищує $K \cdot \sigma$, то результат спостереження виключають з ряду. Число K залежить від кількості N результатів вимірювань в ряді. Для великих N значення K прямує до 3. Тому часто цей метод зменшення впливу імпульсних завад називають “правилом 3σ ”. При цьому кількість вимірювань може бути суттєво меншою, ніж при використанні попереднього способу. Однак “правило 3σ ” можна використовувати тільки тоді, коли вимірювана величина є незмінною в процесі спостереження. Це означає, що цим методом можна усувати вплив випадкових імпульсних завад, накладених на постійну вимірювану величину. При вимірюванні сигналів складної форми, як періодичних, так і неперіодичних, “правило 3σ ” використовувати не можна через складність визначення математичного сподівання за результатами АЦ перетворення. Таким чином, питання боротьби з імпульсними перешкодами, які притаманні сенсорам, є актуальним.

Перспективним є використання методів штучного інтелекту для усунення завад, зокрема, НМ [94]. У [83] запропонований алгоритм усунення імпульсних завад, що базується на залежності похибки навчання НМ на деякій вибірці від

наявності закономірності проходження значень елементів цієї вибірки. Імпульсні завади порушують закономірне проходження результатів АЦ перетворення і викликають погіршення процесу навчання НМ.

В науково-дослідній темі прототипом усунення імпульсних завад розглянуто алгоритм покращення вибірки навчальних векторів при навчанні НМ [83]. Прототип використовує здатність НМ виявляти приховані закономірності у вхідній вибірці і відтворювати їх при апроксимації або прогнозуванні. Якщо як вхідну вибірку взяти ряд результатів спостереження, то імпульсні завади спотворять закономірності, по яких міняються результати спостереження. Таким чином, при відтворенні з допомогою НМ ряду результатів спостереження, спотворених імпульсною завадою, процес її навчання ускладниться, а отримані відхилення для членів ряду результатів спостереження, спотворених імпульсною завадою, будуть максимальні. Послідовність етапів виконання прототипу представлено у додатку К. При цьому для навчання НМ на етапі (а) використовують навчання із вчителем. Описаний алгоритм використовує навчальний вектор, представлений векторами входів і виходів, де вказаний вхідний вектор відображає множину вхідних характеристик, а вектор виходів – часткову множину вхідних характеристик. Для процесу навчання НМ використовуються відомі регресійні методи. Для обчислення узагальненої генеральної похибки навчання НМ використовується перехресна перевірка, яка базується на виключенні одного члена навчальної вибірки (додаток К).

Перевагою прототипу є можливість відкидання результатів спостереження, на які вплинула імпульсна завада, незалежно від того, чи в процесі спостереження вимірювана фізична величина залишається постійною, чи змінюється згідно деякої закономірності (але не хаотично). Однак цей метод характеризується дуже великою трудомісткістю. Він вимагає великої кількості навчань НМ (схема алгоритму представлена у додатку К). На першому етапі, при виконанні пунктів а і б

(додаток К), для визначення “узагальненої генеральної похибки” необхідно виконати навчання N НМ, де N дорівнює кількості результатів вимірювань в ряді. При виконанні пунктів (с...g) першого етапу (додаток К) для визначення “модифікованої узагальненої похибки” необхідно N разів навчати $N-1$ НМ. При виконанні пункту (і) для визначення наступного значення “модифікованої узагальненої похибки”, необхідно N разів навчати $N-(1+L)$ нейронних мереж, де L відповідає числу результатів спостереження, спотворених впливом імпульсних завад і тому відкинутих. В сумі кількість НМ, які необхідно навчити:

$$Train = N + N(N-1) + N(N-(1+L)) = N(2N-(1+L)), \quad (4.1)$$

де N – кількість результатів спостереження, L – число результатів спостереження, спотворених імпульсною завадою.

Зокрема, при відсутності впливу імпульсних завад необхідно навчати $N(2N-1)$ НМ. Наприклад, для того, щоби переконатися у відсутності впливу імпульсних завад на ряд, який містить 100 результатів вимірювань, треба навчати НМ 19900 разів. Основними недоліками прототипу Wasserman є :

- Залежність обчислювальної складності від розмірності навчальної вибірки НМ, а не від числа (інтенсивності) імпульсних спотворень;
- Обчислювальна складність алгоритму збільшується квадратично в залежності від розмірності навчальної вибірки НМ;
- Необхідність високоякісного навчання НМ.

Таким чином, цей метод може бути практично застосований тільки для малих вибірок результатів вимірювань.

Отже, пропонується метод зниження впливу імпульсних шумів на результати АЦ перетворень, який, як і в [83], використовує властивість НМ знаходити сховані закономірності в навчальній вибірці (схема алгоритму представлена у додатку К). При цьому похибка навчання НМ тим менша, чим виразніше виявляється закономірний характер навчальної вибірки. Імпульси порушують закономірний

характер вибірки і різко погіршують процес навчання НМ. Це виявляється в збільшенні похибки навчання НМ за задану кількість епох чи збільшенні кількості епох навчання, необхідних для досягнення заданої похибки навчання.

Запропонований метод цензурування вибірки АЦ перетворення можна представити у вигляді наступної послідовності виконання операцій:

1. Навчання НМ на усій вибірці N результатів АЦ перетворення;
2. Обчислення значень абсолютних похибок Δ_{a1} апроксимації вибірки НМ;
3. Розрахунок максимального значення абсолютної похибки $\max(\Delta_{a1})$;
4. Виключення з вибірки результатів АЦ перетворення вектора навчання, що відповідає $\max(\Delta_{a1})$;
5. Навчання НМ на скороченій вибірці результатів АЦ перетворення;
6. Обчислення значень абсолютних похибок Δ_{a2} апроксимації вибірки НМ;
7. Розрахунок максимального значення абсолютної похибки $\max(\Delta_{a2})$;
8. Порівняння максимальних значень абсолютних похибок $\max(\Delta_{a1})$ і $\max(\Delta_{a2})$;
9. Виключений у п.4 результат АЦ перетворення замінюється прогнозованим нейронною мережею значенням якщо $\max(\Delta_{a1}) < \max(\Delta_{a2})$
10. В іншому випадку, виключена пара повертається у вибірку.

Суть запропонованого методу корекції значень членів ряду результатів спостереження, спотворених імпульсною завадою, полягає у формуванні з ряду результатів спостереження набору векторів навчальної вибірки НМ та використанні особливостей процесу навчання НМ при наявності та відсутності у навчальній вибірці результатів спостереження, що спотворені імпульсною завадою. Запропонований метод відрізняється тим, що спочатку навчають НМ на повному наборі векторів навчальної вибірки, а потім розраховують абсолютні похибки відтворення ряду результатів спостереження навченою НМ, шукають навчальний вектор, абсолютна похибка відтворення якого НМ є максимальною, і відкидають цей вектор. Далі повторно навчають НМ на зменшеній навчальній вибірці,

розраховують абсолютні похибки відтворення ряду результатів спостереження навченою НМ і шукають навчальний вектор, абсолютна похибка відтворення якого НМ є максимальною. Якщо в результаті відкидання абсолютна похибка відтворення стала меншою, то відкинутий вектор вилучається з ряду результатів спостереження як вплив імпульсної завади і значення члену ряду спостереження замінюється результатом апроксимації НМ. Для покращення властивостей способу одночасно навчають не одну НМ, а комітет НМ, кількість яких відповідає числу значень одного вектору навчальної вибірки. При цьому вектори навчальної вибірки для кожної наступної НМ, які навчаються одночасно, модифікуються шляхом зсуву на одну позицію по ряду послідовних результатів спостереження (рис. 4.5а).

Спільною особливістю прототипу і запропонованого методу є використання особливостей процесу навчання НМ при наявності та відсутності у навчальній вибірці результатів спостереження, що спотворені імпульсною завадою. При наявності таких результатів процес навчання НМ різко погіршується, а відтворення такого результату з допомогою НМ характеризується відносно великою абсолютною похибкою. Тому обидва способи здійснюють перевірку відтворення наявного ряду результатів спостереження з допомогою попередньо навченої на цьому ж ряді НМ. Однак, як показали теоретичні та експериментальні дослідження, властивість зниження якості процесу навчання НМ при використанні відомого методу “вікна” (рис. 4.5б) проявляється найчіткіше в тому випадку, коли спотворений імпульсною завадою результат спостереження в процесі навчання не потрапляє на вхід НМ, а тільки служить одним із значень, які має відтворити НМ [122]. Тому в запропонованому методі використано комітет НМ однакової структури, які відрізняються тільки навчальними векторами (рис. 4.5). Кожен навчальний вектор представляє собою декілька послідовно розміщених у ряді результатів спостереження, з яких останній повинен відтворюватися НМ при подачі на її вхід решти результатів спостереження, що входять в цей навчальний вектор.

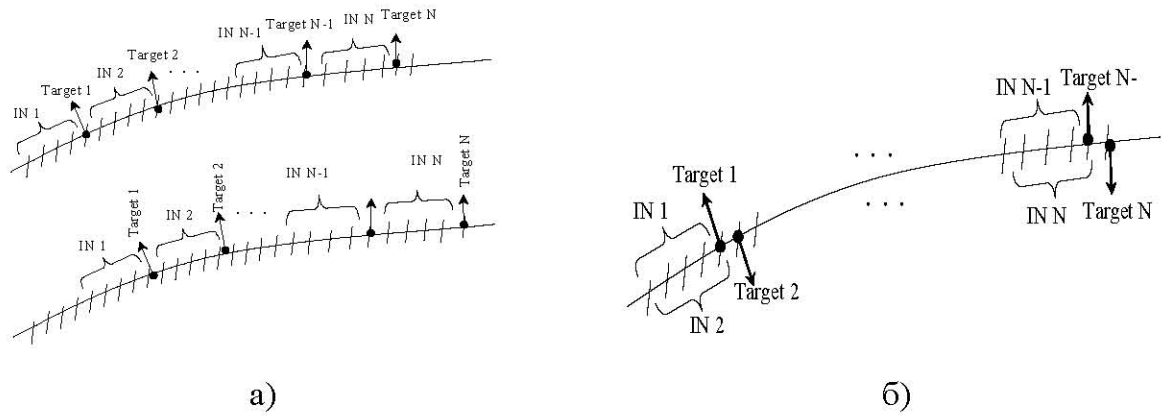


Рис. 4.5. Запропонований метод (а) формування навчальних вибірок нейронних мереж і класичний метод "вікна" (б)

Таким чином, для однієї з НМ, що входить у комітет, результат спостереження, який спотворений імпульсною завадою, обов'язково попаде тільки в число тих результатів, які повинна відтворити НМ. Це дозволяє збільшити чіткість процесу виявлення спотвореного результату спостереження і дозволяє різко скоротити сумарну кількість процесів навчання НМ. Тому перевірку якості відтворення наявного ряду результатів спостереження з допомогою попередньо навченої на цьому ж ряді НМ можна здійснити всього за два етапи. На першому етапі визначається якість відтворення результатів спостереження НМ (максимальне значення абсолютної похибки відтворення результатів спостереження) при умові навчання на всьому ряді результатів спостереження, а на другому етапі – ця ж якість відтворення при умові навчання на зменшеному на одиницю ряді (коли відкинуто найбільш підозрілий результат спостереження – йому відповідає максимальне значення абсолютної похибки відтворення результатів спостереження). Таким чином, для чіткого визначення спотвореного результату спостереження необхідно на обох етапах використовувати не одну НМ, а описаний вище комітет НМ. Кількість НМ в комітеті визначається СС НМ і відповідає сумарній кількості їх входів і виходів.

Оцінимо кількість навчання НМ при використанні запропонованого методу в умовах, аналогічних прототипу. Для корекції значень ряду результатів

спостереження, спотворених впливом імпульсних завад, використаємо НМ з структурою тришарового персептрону [122], який містить 5 нейронів вхідного шару, 5 нейронів схованого шару і один нейрон вихідного шару. Нейрони вхідного і схованого шарів мають функцію активації у вигляді гіперболічного тангенсу, а вихідний нейрон – лінійну. При такій структурі НМ кожен навчальний вектор складається з 6 результатів спостереження, які розміщені послідовно. Таким чином, для запропонованого методу на кожному етапі необхідно навчати 5 входів + 1 вихід = 6 НМ. Якщо відсутні результати спостереження, спотворені імпульсними завадами, на другому етапі похибка відтворення не зменшиться. Тому для того, щоб переконатись у відсутності спотворень, в запропонованому способі достатньо навчати 12 НМ. Якщо будуть виявлені результати спостереження, спотворені імпульсними завадами, необхідно додатково навчати ще 6 НМ після відкидання з ряду кожного чергового результату спостереження. Таким чином, загальна кількість навчань НМ

$$Train=(P+1)*(2+R), \quad (4.2)$$

де P – число вхідних нейронів НМ, а R – число результатів спостереження, спотворених імпульсною завадою.

Слід відзначити, що, на відміну від прототипу, у запропонованому методі кількість навчань НМ, по-перше, не залежить від числа вимірювань у ряді, а, по-друге, мінімальна якраз при відсутності результатів спостереження, спотворених імпульсною завадою і лінійно зростає із збільшенням числа результатів спостереження, які коригуються.

Отже, запропонована сукупність операцій методу в поєднанні з використанням комітету НМ дозволяє ефективно виявляти результати спостереження, які спотворені імпульсною завадою і замінювати їх (коригувати) значеннями, отриманими як результат прогнозу НМ. При цьому більша

ефективність методу, порівняно з прототипом, досягається при значно меншій обчислювальній складності.

Виконання операцій запропонованого способу розглянуто на прикладі відкидання результатів спостереження, спотворених імпульсною завадою (рис. 4.6).

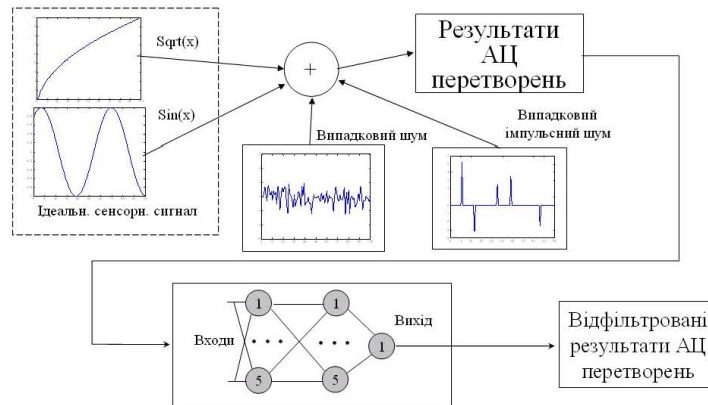


Рис. 4.6. Процес фільтрації імпульсних шумів запропонованим алгоритмом

Для дослідження використано НМ із структурою тришарового персептрону, який містить 5 нейронів вхідного шару, 5 нейронів схованого шару і один нейрон вихідного шару (додаток К). Нейрони вхідного і схованого шарів мають функцію активації у вигляді гіперболічного тангенсу, а вихідний нейрон – лінійну. При такій структурі НМ кожен навчальний вектор складається з 6 результатів спостереження (рис. 4.5а), які розміщені послідовно. Таким чином, використовуваний комітет містить 6 НМ.

Для дослідження ефективності виявлення спотворених результатів спостереження використаємо ряд результатів спостереження, які міняються за періодичним і неперіодичним законами. Для моделювання такого ряду використано залежність $y = \sqrt{x} + \sin(x)$ (рис. 4.7а). Ряд результатів спостереження утворений значеннями згаданої залежності при зміні x від 0 до 100 з дискретністю 0,1.

На рис. 4.7б представлено графік, утворений шляхом накладання на графік рис. 4.7а випадкової завади. Ця завада має нормальний закон розподілу з середнім значенням 0 і середньоквадратичним відхиленням 1.

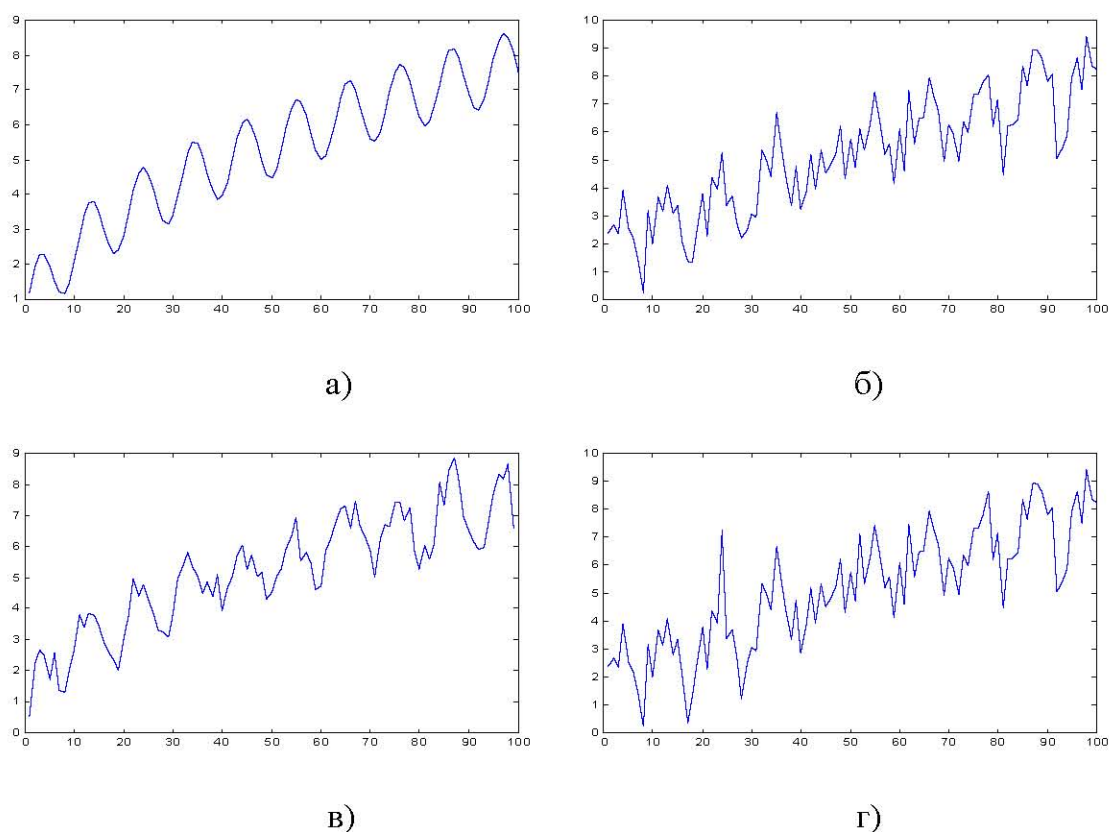


Рис. 4.7. Результати усунення імпульсних завад: (а) ідеальний сигнал сенсора, (б) вплив шуму на результати АЦ перетворення, (в) результат фільтрації впливу імпульсного шуму, (г) вплив імпульсного шуму на результати АЦ перетворення

На рис. 4.7г представлено графік, утворений шляхом накладання на графік рис. 4.7б випадкової імпульсної завади. Ця завада має відносно велику амплітуду – близько 20% від номінального значення результатів спостереження. При цьому, було спотворено 6 результатів спостереження.

Результати спостереження, графік яких представлено на рис. 4.7г є вхідними даними для перевірки ефективності запропонованого алгоритму. В результаті виконання операцій запропонованого методу було виявлено всі 6 спотворених імпульсною завадою результатів спостереження. Їх було замінено значеннями, прогнозованими відповідною НМ, в якій значення результату спостереження, спотворене імпульсною завадою, попадає на вихід. Крім того, результати експериментальних досліджень показали, що процес навчання запропонованих НМ порівняно з прототипом може бути значно пришвидшений. Це зумовлено тим, що

НМ повинні виявити тільки загальні закономірності зміни результатів спостереження. При великому числі епох навчання НМ виникає ефект перенавчання, що зменшує ефективність запропонованого алгоритму.

Слід відзначити, що запропонований алгоритм коригує також члени ряду результатів спостереження, значення яких спотворені максимальними відхиленнями випадкової шумової завади. Це значно покращує форму сигналу (сигнал на рис. 4.7в значно ближчий до неспотвореного, представленого на рис. 4.7а, ніж сигнал на рис. 4.7г) шляхом обмеження впливу шумової завади з максимальними відхиленнями від середнього значення. Ця властивість запропонованого способу полегшує подальшу обробку результатів спостереження з допомогою фільтра низьких частот.

Таким чином, в даному параграфі запропоновано метод зменшення впливу імпульсного шуму на результати аналого-цифрових перетворень сенсорних сигналів з використанням НМ. Проведені експериментальні дослідження алгоритму в рамках держбюджетної теми № 0101U002359, "Алгоритми та апаратно-програмні засоби злиття сенсорних даних в інтелектуальних дистрибутивних мережах" показали, що запропонований метод забезпечує більшу універсальність, ніж критерій 3σ (дозволяє усувати імпульсні шуми при зміні вхідного сигналу АЦ перетворювача) і більшу ефективність, ніж відомі цифрові фільтри. Хоча критерій 3σ вимагає меншого обчислювального часу, запропонований алгоритм може використовуватися як при установці нуля, так і калібруванні, забезпечуючи універсальність при розробці програмного забезпечення АЦ перетворювача, що засвідчено довідками (додаток Е).

4.3. Метод підвищення завадостійкості обробки сенсорних даних

Як представлено в §1.2., §3.1., важливою властивістю для побудови ЛКС АМР є отримання консистентності сенсорних показів із максимальною точністю і надійністю, що досягається за рахунок попередньої обробки показів конкуруючих сенсорів із

використанням алгоритмів злиття сенсорних даних [90, 92, 107, 157]. Завади, які впливають на різнорідні сенсори, по різному проявляються на кожному з них і носять випадковий характер. Так як розподіл сенсорних завад, як правило, невідомий наперед, тому доцільно використати методи, що дозволяють їх усувати. Крім того, як представлено в §3.3 для визначення відстаней до перешкод, покази активних сенсорів моделюються різними законами розподілу на різних відстанях до перешкоди. Тому предметом досліджень держбюджетної науково-дослідної теми № 0100U002790, "Розробка наукових основ створення інтелектуальних систем дистрибутивної обробки сенсорних даних з використанням нейронних мереж" є алгоритми узгодження сенсорних даних, які застосовуються на етапі попередньої обробки сенсорних даних (рис. 3.1).

Метою виконання науково-дослідної теми є покращення характеристик дистрибутивних мереж за рахунок корекції показів сенсорів. Засобами досягнення даної мети є створення наукових основ забезпечення високих метрологічних характеристик інформаційно-вимірювальних систем дистрибутивної обробки сенсорних даних. Наукова цінність робіт, виконаних в рамках держбюджетної теми полягає у підвищенні надійності сенсорної підсистеми збору даних за рахунок розробки методів злиття сенсорних даних для побудови ЛКС і управління АМР. При цьому в держбюджетній темі розглядаються конкурентні алгоритми злиття різнорідних сенсорних даних.

В §1.2 розглянуто відомі алгоритми злиття сенсорних даних статистичними методами, причому, для застосування алгоритмів, покази сенсорів можна розглядати як випадок дистрибутивної мережі, в якій сенсори розміщені за принципом "повного графу". Застосування дистрибутивних мереж є ефективним засобом забезпечення високого рівня надійності і точності [84, 96, 155, 156, 158, 167, 168], при якому вихід з ладу окремої ланки не повинен порушувати неперервну роботу всієї системи в цілому - від сенсорів до виконавчих органів. Тому головною метою заходів по

підвищенню надійності є забезпечення стабільної роботи сенсорної підсистеми АМР, на яку не впливають похибки.

На основі недоліків відомих методів запропоновано алгоритм середньоквадратичних вагових коефіцієнтів (СКВК) (додаток Л), який побудований на тому, що всі значення, які надходять від сенсорів в дистрибутивній сенсорній мережі представляють вибірку даних [96, 155, 168]. Для виконання алгоритму методу, перевіряється виконання умов, які були поставлені у Візантійській генеральській проблемі D.Dolev [23]. Після перевірки умови над вибіркою проводиться попередня обробка даних. Її зміст в основному полягає у відсіюванні грубих похибок (аномальні, імпульсні або сильно виділені значення), які були описані в §4.2.

Серед множини способів відсіву грубих похибок доцільно використати метод максимального відносного відхилення із уточнюючим коефіцієнтом [83, 94], який застосовується для невеликих за об'ємом вибірок ($n \leq 25$). Перевага цього методу, на відміну від інших, полягає в уточнюючому коефіцієнті, що дозволяє відсіювати "аномальні" значення вибірок більш ефективно. Для перевірки аномальності показника потрібно розрахувати величину:

$$\tau'_{ij} = \frac{|x_{ij} - \bar{x}_i|}{\sqrt{(n-1)/n * \bar{S}_i}}, \quad (4.3)$$

де x_{ij} - значення, що приймає i -й РС від j -го РС, яке перевіряється на аномальність, \bar{x}_i середнє значення i -ї вибірки.

$$\bar{S}_i = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_i)^2}, \quad (4.4)$$

де \bar{S}_i середньоквадратичне відхилення незміщеної оцінки дисперсії, n - кількість елементів вибірки.

Розраховане значення згідно (4.3) τ'_{ij} порівнюється із табличним значенням τ_{1-p} [114], яке обчислюється із довірчою імовірністю $q=1-p$. Якщо розраховане значення $\tau'_{ij} \leq \tau_{1-p}$, то з імовірністю p можна твердити, що значення є неаномальне (його не відсіюють з вибірок). Інакше значення відкидають із вибірки і перевірку аномальності значень здійснюють повторно на елементах, які залишились. Для великих вибірок $n > 25$ доцільно використовувати таблиці розподілу Стюдента.

Так як кожен результат окремого виміру дорівнює сумі істинного значення та випадкової похибки, то і результати вимірювань підкоряються тим же законам, що і випадкові похибки. Тому точність вимірювань оцінюється величиною середнього квадратичного відхилення від середнього арифметичного значення вибірки. На відміну від відомих методів, для усереднення сенсорних даних використано не величину середнього арифметичного, а середню зважену, з врахуванням коефіцієнтів важливості кожного прийнятого сенсором значення:

$$\bar{X}_i = \frac{\sum_{j=1}^n k_{ij} x_{ij}}{\sum_{j=1}^n k_{ij}}, \quad k_{ij} = \frac{1}{(x_{ij} - \bar{x}_i)^2}, \quad (4.5)$$

де k_{ij} - коефіцієнт важливості j -го показника, який приймає i -й РС. В якості коефіцієнту ваги береться величина, обернено пропорційна квадрату похибки вимірювань

Результуюче значення сигналу, яке повертається сенсором, шукається на основі (4.5) як середнє арифметичне із середніх зважених

$$\bar{X}_{рез} = \frac{\sum_{i=1}^n \bar{X}_i}{n}, \quad (4.6)$$

де n - загальна кількість сенсорів.

Таким чином, знайдена усереднена оцінка має меншу випадкову похибку, ніж окремі значення, за якими вона знаходиться.

Для оцінки якості роботи запропонованого алгоритму і порівняння з відомими, що описані в §1.2, проведено експериментальні дослідження за допомогою імітаційної моделі. В досліджах використано імітацію шести різнорідних сенсорів, області дії яких перекриваються і які отримують покази про єдиний вимірюваний об'єкт. При цьому хибним є один сенсор, який сприймає різні значення вимірюваного сигналу і з найбільшою похибкою. Значення істинного сигналу, який вимірюють сенсори, становить 5,230. Для оцінки якості алгоритмів розглянемо їх роботу при допустимій похибці вимірювань від істинного вимірюваного значення 1-го сенсору ± 2.5 , 2-го – ± 0.41 , 3-го – ± 1.7 , 4-го – ± 2.9 , 5-го – ± 1.8 . Покази шостого сенсору будемо вважати хибними, тому його похибка вимірювань істинного сигналу становить ± 5.4 .

Розглянемо роботу алгоритмів об'єднання даних з використанням похибок вимірювань розподіленими, за різними законами розподілу, які характерні для реального середовища. При цьому для ілюстрації запропонованого методу і усунення випадковості та часткових випадків отриманих результатів, проведемо не менше 10 експериментів імітаційної моделі, результати яких характерні і для великих вибірок. Приклад отриманих вхідних показів для виконання алгоритмів представлено в додатку Л. Абсолютні відхилення результатів виконання алгоритмів від істинного значення представлені в таблиці "Абсолютні відхилення результатів виконання алгоритмів від істинного значення сигналу" (додаток Л) та діаграмах "Абсолютних відхилень, розрахованих алгоритмами значень істинного сигналу від його заданої величини" (додаток Л). Відносні відхилення відомих алгоритмів від запропонованого СКВК представлені в таблиці "Відносні відхилення показів роботи алгоритмів від показів алгоритму СКВК" (додаток Л).

Для імітації показів сенсорів використано метод імітаційного моделювання, де похибки вимірювань відхилень від істинного сигналу задаються випадковим чином. Більшість програмних засобів в своїй реалізації мають генератор випадкових

величин, який генерує рівномірно розподілене значення випадкового числа на інтервалі $[0,1]$. Для забезпечення генерації випадкової величини за іншими законами розподілу використаємо метод обернених функцій [124, 130]. Нехай потрібно змоделювати і реалізувати неперервну випадкову величину X із щільністю розподілу $f(x)$ шляхом перетворення послідовності випадкових чисел рівномірно розподілених на інтервалі $[0,1)$. Перетворення здійснюється з допомогою деякої функції, що має вид: $X=\psi(R)$, що зв'язує випадкові числа, розподілені за рівномірним законом розподілу із випадковими числами по заданому закону розподілу. В [124], доведено, що якщо випадкова величина X має функцію щільності розподілу $f(x)$, то випадкова величина $R = \int_{-\infty}^x f(u)du$ має рівномірний розподіл на інтервалі $[0,1)$. Тому будь-яку неперервну випадкову величину можна перетворити у випадкову з рівномірним законом розподілу на інтервалі $[0,1)$. Істинним є і зворотне твердження [124]: якщо $F(x)$ – функція розподілу деякої неперервної випадкової величини, а R – випадкова величина з рівномірним законом розподілу на інтервалі $[0,1)$, то випадкова величина $X=F^{-1}(R)$ має функцію розподілу $F(x)$, де F^{-1} – функція обернена по відношенню до F . Отже, використано спосіб моделювання неперервної випадкової величини, який і названий методом обернених функцій. Згідно способу, значення x випадкової величини X є розв'язком рівняння $F(x)=r$, де r – значення випадкової величини R , тобто

$$x=F^{-1}(r). \quad (4.7)$$

Отже, процедура отримання значень випадкової величини з заданою функцією розподілу $F(x)$ полягає в наступному:

- 1) реалізація випадкової величини R , рівномірно розподіленої на інтервалі $[0,1)$;
- 2) розрахунок значень випадкової величини X за формулою $X=F^{-1}(R)$.

В імітаційній моделі алгоритмів об'єднання даних розглянемо випадкові величини з рівномірним законом розподілу, нормальним законом розподілу,

експоненціальним законом розподілу та законом розподілу рівнобедреного трикутника.

Нехай випадкова величина має рівномірний розподіл на інтервалі $[a,b)$.

Функція розподілу такої величини має вид: $F(x) = \frac{x-a}{b-a}$. Тоді, згідно (4.7),

випадкова величина x прийме значення $x=a+r*(b-a)$, яке використовується для моделювання випадкової величини, розподіленої за рівномірним законом розподілу на інтервалі $[a,b)$.

Для моделювання нормального закону розподілу випадкової величини із функцією щільності розподілу $f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}$, $-\infty < x < \infty$, використовується

обернена функція

$$x = \frac{1}{\sqrt{8/\pi}} \ln \frac{1+r}{1-r} s + m, \text{ де } \frac{1}{\sqrt{8/\pi}} \ln \frac{1+r}{1-r} = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{8/\pi}} \ln \frac{1+r}{1-r}, & \text{при } 0 \leq r < 0.5; \\ -\frac{1}{\sqrt{8/\pi}} \ln \frac{1+r}{1-r}, & \text{при } 0.5 < r < 1, \end{cases} \quad (4.8)$$

де r – випадкова величина, розподілена на $[0,1)$, m – математичне сподівання, s – відхилення від m .

Для експоненціального закону розподілу випадкової величини, функція щільності розподілу якого $f(x) = \lambda e^{-\lambda x}$, $x \geq 0$, $\lambda > 0$, де λ – параметр розподілу, $M(x) = 1/\lambda$, можна знайти обернену функцію, що використовується для моделювання випадкової величини

$$x = -\frac{1}{\lambda} \ln \frac{r}{\lambda}, \quad (4.9)$$

де r – рівномірно розподілена випадкова величина на інтервалі $[0,1)$.

Для імітування розподілу похибок вимірювань за законом рівнобедреного трикутника (Симпсона) [91, 125, 130] із функцією розподілу випадкової величини на інтервалі (a,b)

$$a < x < b \quad f(x) = \begin{cases} 0, & -\infty < x < a; \\ \frac{4(x-a)}{(b-a)^2}, & a < x < \frac{b+a}{2}; \\ \frac{4(x-a)}{(b-a)^2}, & \frac{b+a}{2} < x < b; \\ 0, & b < x < \infty, \end{cases} \quad (4.10)$$

використавши метод обернених функцій, можна знайти обернену функцію

$$x = \frac{r(b-a)^2}{4} + a, \quad (4.11)$$

що використовується для моделювання випадкових похибок сенсорів із використанням методу відбору [119, 143, 147, 150].

Проаналізуємо результати, що були отримані під час роботи імітаційної моделі, де розподіл похибок сенсорів здійснювався за рівномірним законом. Як видно із таблиці "Абсолютні відхилення від істинного сигналу" та з діаграми (додаток Л) алгоритм СКВК показав п'ять найменших абсолютних відхилень від істинного сигналу, що на відміну від інших алгоритмів є найбільшою кількістю (алгоритми DOL і MaS прийняли лише одне найменше відхилення, алгоритм ВІ прийняв два значення із меншим відхиленням від істинного сигналу). Також алгоритм СКВК не приймає жодного найбільшого абсолютного відхилення від істинного сигналу на відміну від алгоритмів ВІ - два найбільших відхилення, MaS - чотири найбільших відхилення, DOL - два найбільших відхилення. Якщо порівнювати відносні відхилення результатів роботи алгоритмів, то алгоритм СКВК у всіх експериментах, крім 3-го, показав найменші відносні відхилення від алгоритму DOL (додаток Л). Покази алгоритму MaS в 7 випадках показали більші відносні відхилення від СКВК (додаток Л). У восьми випадках з десяти алгоритм СКВК показав менші відхилення від алгоритму ВІ (додаток Л). Узагальнюючи показники відносних відхилень від істинного сигналу, можна твердити, що в середньому вони за алгоритмом СКВК в три рази менші, ніж покази алгоритму DOL, в два рази менші ніж покази алгоритмів MaS і ВІ.

Отже, якщо узагальнити результати, отримані при використанні рівномірного закону розподілу похибок вимірювань, можна сказати, що алгоритм СКВС показав найкращі результати (найбільша кількість найменших відхилень абсолютних істинного сигналу, жодного найгіршого показу, найкращі покази відносних відхилень роботи алгоритмів) у порівнянні з іншими алгоритмами. Щодо випадків, коли покази СКВК гірші від показів існуючих алгоритмів, то потрібно відмітити, що їх величина становить в середньому 0.6 рази, що є незначним у порівнянні із кращими результатами. Більше того, кількість гірших показів у порівнянні із кращими результатами також є незначна (для алгоритму DOL - один випадок із 10, для ВІ алгоритму та алгоритму MaS - 3 випадки з 10).

При нормальному законі розподілу похибок вимірювань, абсолютні відхилення показів алгоритму СКВК від істинного сигналу приймають чотири найменші значення з 13 результатів вимірювання (додаток Л). Причому в дев'ятому досліді алгоритм СКВК показав найменше абсолютне відхилення від істинного сигналу в порівнянні з усіма іншими алгоритмами. Так як і алгоритм СКВК, алгоритм DOL показав чотири найменших абсолютних відхилення від істинного значення, алгоритм MaS і алгоритм ВІ - три найменших абсолютних відхилення від істинного сигналу (додаток Л). Крім того, алгоритм СКВК приймає лише два найбільших абсолютних відхилення від істинного значення при нормальному законі розподілу похибок вимірювання, тоді як алгоритм DOL - чотири, алгоритм MaS - два, алгоритм ВІ - п'ять найбільших відхилень від значення істинного сигналу. Аналіз відносних відхилень показів відомих алгоритмів від показів алгоритму СКВК показав, що алгоритм СКВК в середньому в три рази містить менші відхилення за алгоритм DOL, в два рази менші за алгоритм MaS і в чотири рази менші за покази алгоритму ВІ (додаток Л).

Отже, на основі аналізу показів роботи алгоритмів злиття сенсорних даних в імітаційній моделі, де похибки сенсорів розподілені за нормальним законом

розподілу, можна зробити висновок, що алгоритм СКВК є найкращим, враховуючи те, що хоча кількість найкращих результатів (мінімальних відхилень від істинного сигналу) є найбільшою, як і в алгоритмі DOL - чотири, все ж враховуючи найгірші випадки, коли відхилення результуючих показів від істинного сигналу є найбільшими, алгоритм СКВК виявився кращим (кількість більших відхилень у алгоритму СКВК рівна двом, на відміну від DOL - чотирьом). В середньому покази алгоритму СКВК в 3 рази кращі за інші алгоритми.

При експоненціальному законі розподілу похибок вимірювань алгоритм СКВК приймає два найменших абсолютних відхилень від істинного сигналу, які є найбільш наближеними до істинного сигналу у порівнянні з показами інших алгоритмів (додаток Л). На відміну від алгоритму СКВК, алгоритм DOL і алгоритм MaS приймають три найменші абсолютні відхилення, і алгоритм ВІ - шість абсолютних відхилень від істинного сигналу (додаток Л). При аналізі найбільших абсолютних відхилень від істинного сигналу, алгоритм СКВК приймає п'ять найбільших відхилень, алгоритм DOL - два, алгоритм MaS - один, ВІ алгоритм - п'ять. Якщо розглядати відносні відхилення показів відомих алгоритмів від алгоритму СКВК, то в середньому такі відхилення в один раз менші за відхилення алгоритму DOL, в 0,9 рази менші за відхилення алгоритму MaS і в два рази менші від відхилень алгоритму ВІ (додаток Л).

Отже, підсумовуючи покази, які отримані при виконанні вищезгаданих алгоритмів, де похибки вимірювань розподілені за експоненціальним законом, можна відзначити, що найбільш стабільне значення приймає алгоритм ВІ, його покази мало коливаються від істинного сигналу, хоча в окремих випадках (досліди 3, 6, 9, 10, 12) він показує найгірші результати. Одночасно аналіз усереднених показників відносних відхилень роботи алгоритмів показав, що алгоритм СКВК є кращим за алгоритм DOL і ВІ, що пояснюється великими амплітудними відхиленнями розрахованих значень відомих алгоритмів.

Як показали результати експериментальних досліджень при моделюванні похибок сенсорів за законом рівнобедреного трикутника, алгоритм СКВК приймає шість найменших і два найбільших абсолютних відхилення від істинного сигналу із тринадцяти проведених дослідів у порівнянні із відомими методами (додаток Л). На відміну від алгоритму СКВК, алгоритм ВІ приймає два найменших і сім найбільших абсолютних відхилення, алгоритм MaS - чотири найменших і чотири найбільших абсолютних відхилення, а алгоритм DOL - одне найменше і жодного найбільшого абсолютного відхилення від істинного сигналу. Відносні відхилення показів роботи відомих алгоритмів від показів алгоритму СКВК показали, що останні в дев'яти випадках із тринадцяти проведених дослідів є меншими відповідних відхилень алгоритму DOL і алгоритму ВІ, а також в восьми випадках менші за відхилення алгоритму MaS. Відносні відхилення алгоритму СКВК в середньому в 2 рази менші за відхилення алгоритмів DOL і MaS, а також в 6 разів менші за відхилення алгоритму ВІ (додаток Л).

Отже, на основі проведеного аналізу вимірювань із використанням результатів дослідів на імітаційній моделі, можна твердити, що у випадку похибок вимірювань, розподілених за законом рівнобедреного трикутника, алгоритм СКВК є найкращими (найбільша кількість найменших відхилень від істинного сигналу і порівняно невисока кількість найбільших відхилень). Якщо розглядати відносні відхилення від істинного сигналу, то покази алгоритму СКВК в середньому в 3 рази більш точні ніж покази інших алгоритмів.

На основі аналізу показів експериментів за допомогою імітаційної моделі роботи алгоритмів, де похибки вимірювань розподілялись за рівномірним, нормальним, експоненціальним законами та законом розподілу Симпсона (рівнобедреного трикутника), можна стверджувати, що найбільш якісним і надійним є алгоритм СКВК. Результати роботи даного алгоритму є найкращими при рівномірному, нормальному та симпсонівському законах розподілу. Гіршими є

покази при експоненціально-розподілених похибках вимірювань, де високу точність і надійність показав алгоритм ВІ. Тому розроблений алгоритм СКВК найефективніше вирішує задачу прийняття правильного рішення при наявності помилкових даних, його використання може підвищувати правильність і точність у багатьох застосуваннях. Так як алгоритм СКВК буде використовуватись в ДСМ, де найбільші похибки сенсорів переважно розподілені Гаусівським законом розподілу, тому застосування цього алгоритму є найбільш доцільним.

Таким чином, в даному параграфі запропоновано алгоритм середньоквадратичних вагових коефіцієнтів (СКВК) злиття сенсорних даних, який у порівнянні з відомими дозволяє отримати найбільш точні і надійні результати при неточних вхідних сенсорних показах. Результати експериментальних досліджень були отримані під час виконання науково-дослідної теми № 0100U002790, "Розробка наукових основ створення інтелектуальних систем дистрибутивної обробки сенсорних даних з використанням нейронних мереж", що засвідчено довідками (додаток Е).

Висновки до розділу 4

1. На основі статистичного аналізу реальних даних сенсорів і властивостей нейронних мереж запропоновано два методи підвищення достовірності побудови карти середовища мобільного робота за рахунок подавлення завад у 3 рази.

2. Проведені експериментальні дослідження підтвердили високу точність побудови карти середовища мобільного робота розробленими методами. Зокрема, точність, порівняно з прототипом, для статистичного методу підвищена в 1,6 рази, для нейромережевого методу – в 2,1 рази, а для методу, базованого на використанні структурованого світла і відеокамери – в 6 разів.

ВИСНОВКИ

В дисертаційній роботі розв'язано актуальну наукову задачу вдосконалення існуючих та розробки нових методів побудови локальної карти середовища з використанням злиття сенсорних даних, яка виникає при навігації мобільного робота в складних неструктурованих середовищах. При цьому отримані такі основні результати.

1. На основі здійсненого аналізу відомих методів побудови карти середовища автономного мобільного робота показано, що на сьогоднішній день відсутні технічні рішення, які дозволяють в реальному часі будувати локальну карту неструктурованого середовища з достатнім рівнем точності, завадостійкості і швидкодії, що підтверджує необхідність розробки більш досконалих методів.

2. Запропоновано та розроблено статистичний метод побудови локальної карти середовища автономного мобільного робота в полярній системі координат, що базується на статистичній обробці показів ультразвукових та інфрачервоних сенсорів і має меншу обчислювальну складність при одночасному підвищенні точності визначення положень перешкод. Метод є універсальнішим і незалежним від розміщення сенсорів та легко адаптується до змін конфігурації автономного мобільного робота.

3. Розроблено та експериментально досліджено нейромережевий метод побудови локальної карти середовища мобільного робота в полярній системі координат, який, з допомогою нейромережевого злиття даних ультразвукових та інфрачервоних сенсорів, має, у порівнянні з прототипом, меншу алгоритмічну складність і вищу в 1,5-4 рази точність, що дозволяє коректно розпізнавати ситуації неструктурованого середовища при неточних сенсорних даних.

4. Розроблено і експериментально досліджено метод побудови локальної карти середовища в 3D просторі, який завдяки дії на відеозображення структурованого світла, дозволяє підвищити точність визначення положень перешкод і може використовуватись у середовищах, де застосування активних сенсорів є неможливим.

5. Розроблено структуру інтелектуальної підсистеми керування мобільним роботом, яка, шляхом аналізу потоків даних між компонентами мобільного робота, часових затримок основних модулів робота і продуктивності сучасних обчислювальних засобів, дозволила обґрунтувати вибір останніх для задачі побудови карти середовища.

6. Розроблено структуру програмного забезпечення системи керування мобільним роботом, яка, шляхом аналізу інформаційних потоків між програмними модулями, дозволяє обґрунтувати структури даних на даталогічному рівні, а також адаптувати протокол взаємодії клієнт-сервер.

7. Запропоновано та розроблено методи збільшення завадостійкості процесу побудови локальної карти середовища, які, на основі статистичного аналізу реальних даних сенсорів і властивостей нейронних мереж, дозволили підвищити її достовірність.

8. Проведені експериментальні дослідження підтвердили високу точність локальної карти середовища мобільного робота, досягнуту розробленими методами. Зокрема, точність, порівняно з прототипом, для статистичного методу підвищена в 1,6 рази, для нейромережевого методу – в 2,1 рази, а для методу, базованому на використанні структурованого світла і відеозображення, – в 6 разів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Abidi M., Gonzales R. Data fusion in robotics and machine intelligence. – Academic Press, Inc. – San Diego, CA. – 1992. – 546 p.
2. Adamiv O., Koval V., Turchenko I. Predetermined movement of mobile robot using neural networks // Computing. – Ternopil (Ukraine). – 2003. – Vol. 2. (2). – P. 64-68.
3. Adamiv O., Koval V., Turchenko I. Predetermined Movement of Mobile Robot Using Neural Networks // Proc. of the IEEE Second Intern. Workshop on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications IDAACS'2003. – Lviv (Ukraine). – 2003. – P. 218-221.
4. Aseeri M. A., Sobhy M. I., Alkouny A.A., Zakria N.S. Field programmable gate array (FPGA) as a new approach to implement the chaotic generators, http://www.techonline.com/community/tech_group/34222.
5. Ayache N, Faugeras O. Maintaining representations of the environment of a mobile robot // IEEE Transaction Robotics and Automation.– 1989. – Vol.5(6). – P. 804-819.
6. Ayache N. Artificial vision for mobile robot: stereo vision and multisensor perception. – The MIT Press., Cambridge, MA. – 1991. – P. 342.
7. Baba M., Konishi T. Range imaging system with multiplexed structured light by direct space encoding // Proc. of the 16th IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference. – 1999. – Vol. 3. – P. 1437-1442.
8. Barborak M., Malek M., Dahbura A. The consensus problem in fault tolerant computing. – ACM Computing Surveys. – 1986. – 349 p.
9. Besl P. J. Active optical range imaging sensors // Machine Vision and Applications. – 1988. – Vol. 1. – P. 127-152.
10. Besl P., Jain R. Three-dimensional object recognition // ACM Computing Surveys, (CSUR). – ACM Press. –1985. – Vol. 17. – Issue 1. – P. 75-145.
11. Bolle R., Cooper D. On optimally combining pieces of information, with application to estimating 3d complex object position from range data // IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1986. – Vol. 8(5). – P. 619-638.

12. Borenstein J., Koren Y. Real-time obstacle avoidance for fast mobile robots // IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics. – 1989. – Vol. 19.(5). – P. 1179-1187.
13. Borestein J., Everett H., Feng L. Where am I? Sensors and methods for mobile robot positioning. – The University of Michigan. – 1996. – 281 p.
14. Brooks R., Iyengar S. Multi-sensor fusion: fundamentals and applications with software. – Prentice-Hall PTR. – 1998. – 416 p.
15. Brooks R., Iyengar S. Robust distributed computing and sensing algorithm // Computer. – 1996. – June. – P. 53-60.
16. Brooks R., Lozano-Perez T. A subdivision algorithm in con_guration space for findpath with rotation // Proce. of Intern. Joint Conference on Artificial Intelligence. – Karlsruhe (West Germany). – 1983. – P. 799-806.
17. Brown R. G., Chew L. P., Donald B. R. Map-making and localization for mobile robots using shape metrics. – Proc. of the 1992 AAAI Fall Symposium on Applications of Artificial intelligence to Real-World Autonomous Mobile Robots. – 1992. – P. 10-17.
18. Castellanos J., Tardós J. Mobile robot localization and map building: a multisensor fusion approach. – Boston Kluwer Academic Publishers. – 1999. – 205 p.
19. Chapman S.J. MATLAB programming for engineers, 2nd edition. – Brooks/Code Publishing Company. – 2002. – 444 p.
20. Crowley J., Demazeau Y. Principles and techniques for sensor data fusion // Signal Processing. – 1993. – Vol.32. – P. 5-27.
21. DePiero F., Trivedi M. 3-D computer vision using structured light: design, calibration and implementation issues // Advances in Computers. –1996. – Vol. 48. – P. 243-277.
22. Devy M., Bulata H. Lendmark-based vs. feature-based localization of a mobile robot in a structured environment // Proc. of 7th Intern. Conference on Advanced Robotics. – Catalonia (Spain). – 1995. – P. 998-1007.
23. Dolev D. The Byzantine generals strike again // Journal of Algorithms. – 1982. – Vol. 3. (1). – P. 14-30.
24. Duro R., Santos J., Graña M. Biologically inspired robot behavior engineering. – Physica-Verlag. – 2003. – 438 p.

25. Durrant-White H. Integration, coordination and control of multisensor robot systems. – Kluwer Academic Publishers, Boston, Hardbound. – 1987. – 256 p.
26. Einsele T., Farber I. Real-time self-localization in unknown indoor environments using a panorama laser range finder // Proc. of IEEE/RSJ Intern. Workshop on Robots and Systems IROS'97 (France). – 1997. – P. 697-703.
27. Elfes A. Sonar-based real-world mapping and navigation // IEEE Trans. on Robotics and Automation. – 1987. – Vol.3(3). – P. 249-265.
28. Elfes A. Using occupancy grids for mobile robot perception and navigation // Intern. journal Computer. – 1989. – Vol. 22. (6). – P. 46-57.
29. Everett H.R. Sensors for Mobile Robots: Theory and Application. – Wellesley, MA: A.K. Peters, Ltd. – 1995. – 528 p.
30. Fisher R.B., Ashbrook A.P., Robertson C., Werghi N., A low-cost range finder using a visually located, structured light source // Proc. of the Second Intern. Conf. on 3-D Digital Imaging and Modeling. – 1999. – P. 24-33.
31. Fox D. Markov localization: a probabilistic framework for mobile robot localization and navigation: Doctoral Thesis. – 1998. – <http://www.cs.washington.edu/homes/fox/postscripts/fox-thesis.ps.gz>.
32. Gonzalez R., Wintz P. Digital image processing. secon edition. – Addison-Wesley Publishing Company. – 1987. – 450 p.
33. Gonzalez R., Wintz P., Ollero A. An iconic position estimator for 2d laser rangefinder // Proc. of IEEE Intern. Conf. on Robotics and Automation, (France). – 1992. – P. 2646-2651.
34. Gonzalez R.C., Woods R.E. Digital image processing. – Addison-Wesley Publishing Company, Menlo Park. – 1992. – 793 p.
35. Hagan M., Demuth H., Beale M. Neural network design. – Boston, MA: PWS Publishing. – 1996. – 637 p.
36. Hagan, M., Menhaj M. Training feedforward networks with the Marquardt algorithm // IEEE Transactions on Neural Networks. – 1994. – Vol. 5. (6). – P. 989-993.

37. Hager G. Active reduction of uncertainty in multisensor systems: Ph.D. dissertation, Department of Computer and Information Science. – University of Pensilvania, Philadelphia. – 1988. – 278 p.
38. Hager G., Task-directed sensor fusion and planning: a computational approach. – Kluwer Academic Publisher, Boston. – 1990. – 272 p.
39. Holland S., Rossol L., Ward M. A vision-controlled robot system for transferring parts from belt conveyors // Computer Vision and Sensor-Based Robots. – Eds. Plenum, New York. – 1979. – P. 81-97.
40. Horn J., Schmidt G. Continuous localization of a mobile robot based on 3d-laser-range-data, predicted sensor images and dead-reckoning // Journal of Robotics and Autonomous Systems. – 1995. – Vol.14. – P. 99-118.
41. <http://freekniga7.narod.ru/korpsyst/>
42. <http://iris.usc.edu/Vision-Notes/bibliography/keyword/1.html#Localization>
43. <http://www.baumerelectric.com/>
44. <http://www.compress.ru/>
45. <http://www.fda.gov/cdrh/comp/guidance/1346.pdf>
46. <http://www.polaroid-oem.com/products/ultrasonic.htm>
47. <http://www.promsytex.ru/price13.shtml>
48. <http://www.robotsactivmedia.com>.
49. <http://www.usb.org>.
50. Iyengar S., Cho E., Phoha V. Foundations of wavelet networks and applications. – Chapman & Hall/CRC Press Company. – 2002. – 258 p.
51. Jain A., Mao J., Mohiuddin K. Artificial neural networks: a tutorial // Computer. – 1996. – P. 54-115.
52. Joris van Dam. Environment modeling for mobile robots: neural learning for sensor fusion. – University van Amsterdam. Met lit. opg. – 1998. – 225 p.
53. Kamberova G., Mintz M. Robust multi-sensor fusion: a decision theoretic approach // Proc. of the 1990 DARPA Image Understanding Workshop. – San Mateo (California). – Morgan Kaufmann Publishers. – 1990. – P. 867-873.

54. Klette R., Zamperoni P. Handbook of image processing operators. – John Wiley & Sons, New York (USA). – 397 p.
55. Konolige K. A gradient method for realtime robot control // Proc. of IEEE/RSJ Intern. Conf. on Intelligent Robots and Systems. – 2000. – <http://www.ai.sri.com/~konolige/papers/gradient.pdf>.
56. Kortenkamp D., Bonasso P., Murphy R. Artificial intelligence and mobile robots: case studies of successful robot systems. – AAAI Press/The MIT Press, CA. – 1998. – 390 p.
57. Koval V. The competitive sensor fusion algorithm for multi sensor systems // Proc. of the Intern. Workshop on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications IDAACS'2001. – Foros (Ukraine). – 2001. – P. 65-68.
58. Koval V., Turchenko V., Sachenko A., Becerra J., Duro R., Golovko V. Infrared sensor data correction for local area map construction by a mobile robot / The [Lecture Notes in Artificial Intelligence](#). – [LNAI2718](#). – Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, . – 2003. – P. 306-315.
59. Koval V., Turchenko V., Kochan V., Sachenko A., Laopoulos T. Reducing of an impulse noise influence on a/d conversion results using neural networks // Proc. of the 11 th IMEKO TC- 4 Symposium, 6 th Euro Workshop on ADC Modelling and Testing. – Instituto Superior Técnico, Lisbon (Portugal). – 2001. – P. 138-141.
60. Koval V., Turchenko V., Kochan V., Sachenko A., Markowsky G. Smart license plate recognition system based on image processing using neural network // Computing. – 2003. – Vol. 2. – Issue 2. – P. 40-46.
61. Koval V., Turchenko V., Kochan V., Sachenko A., Markowsky G. Smart license plate recognition system based on image processing using neural network // Proc. of the IEEE Second Intern. Workshop on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS'2003). – Lviv (Ukraine). – 2003. – P. 123-127.
62. Kurt Konolige. Robot notes. <http://www.ai.sri.com/~konolige>

63. Kussul M., Riznyk A., Sadovaya E., Sitchov A., Chen T. A visual solution to modular neural network system development // Proc. of the 2002 Intern. Joint Conference on Neural Networks IJCNN'02.- Honolulu, (USA). – 2002. – Vol. 1. – P. 749-754.
64. Lamport L., Shostak R., Pease M. The Byzantine generals problem // ACM Transaction on Program. Lang. Syst. – 1982. – P. 382-401.
65. Lankenau A., Röfer T. Stochastic Self-Localization in Route Graphs. – <http://www.tzi.de/~alone/selfloc/>
66. Latombe J. Robot motion planning. – Kluwer Academic Publishers. – 1991. – 672 p.
67. Leonard J., Durrant-White H. Directed sonar sensing for mobile robot navigation. – Kluwer Academic Pub., (London). – 1992. – 208 p.
68. Leonard J., Durrant-White H. Simultaneous map building and localization for an autonomous mobile robots // Proc. of IEEE/RSJ Intern. Workshop on Intelligent Robots and Systems. – Osaka (Japan). – 1991. – P. 1142-1447.
69. Leonard J., Durrant-White H., Cox I. Dynamic map building for an autonomous mobile robot // Intern. Journal of Robotic Research. – 1992. – Vol. 11(4). – P. 286-298.
70. Littmann E., Ritter H. Adaptive color segmentation – a comparison of neural and statistical methods // IEEE Trans. on Neural Networks. – 1997. – Vol.8.(1). – pp. 175-185.
71. Maaref H., Barret C. Sensor-based navigation of a mobile robot in an indoor environment // Robotics and Autonomous Systems. – 2002. – № 38. – P. 1-18.
72. Mahaney S., Schneider F. Reaching approximate agreement in the presence of faults. – J.ACM. – 1986. – P. 516.
73. Martin K. Randomized robust confidence procedures. Ph. D. thesis, Systems Engineering. – University of Pennsylvania. – 1987. – 303 p.
74. Matthies L. H. Stereo vision for planetary rovers: stochastic modeling to near real-time implementation // International Journal of Computer Vision. – 1992. – Vol.8.(1). – P. 71-91.
75. Matthies L., Balch T., Wilcox. B. Fast optical hazard detection for planetary rovers using multiply spot laser triangulation // Proc. of the IEEE Intern. Conf. on Robotics and Automation. – 1997. – Vol. 1. – P. 859-866.

76. Matthies L., Gat E., Harrison R., Wilcox B., Volpe R., Litwin T. Mars microrover navigation: performance evaluation and enhancement // *Autonomous Robots*. – 1995. – Vol.2.(4). – P. 291-312.
77. McKendall R. Minimax estimation of a discrete location parameter for a continuous distribution: Ph. D. dissertation. Technical report MS-CIS-90-28 (214), Department of Computer and Information Science. – University of Pennsylvania, Philadelphia. – 1990. – 298 p.
78. Mihali R., Sobh T., Koval V., Korkishko T., Sachenko A. Web based virtual robot prototyping and manufacturing // *Computing*. – Ternopil, (Ukraine). – 2002. – Vol.1(2). – C. 95-100.
79. Moutarlier P., Chatila R. Stochastic multisensory data fusion for mobile robot location and environment modeling // *Proc. of 5th Symposium on Robotics Research*. – Tokyo (Japan). – 1989. – P. 207-216.
80. Murray D., Jennings C. Stereo vision based mapping for a mobile robots // *Proc. of IEEE Conf. on Robotics and Automation*. – 1997. – P. 25-32.
81. Murray D., Little J. Using real-time stereo vision for mobile robot navigation // *Autonomous Robots*. – 2000. – Vol. 8. (2). – P. 161-171.
82. Papoulis A., *Probability, random variables, and stochastic processes*. – McGraw-Hill, New York. – 2002. – 854 p.
83. Pat. USA 5559929, IPC G06F 007/00, Method of enhancing the selection of a training set for use in training of a neural network, Wasserman Philip (USA); Unisys Corp. - No282250; Issued 29.07.94; Filed 24.09.96; Class 395/23. – 18 p.
84. Pitas I., Venetsanopoulos A. *Nonlinear digital filters: principles and applications*. – Kluwer Academic Publishers, Boston (USA). – 1990. – 416 p.
85. Poncela A., Perez E., Bandera A., Urdiales C., Sandoval F. Efficient integration of metric and topological maps for directed exploration of unknown environments // *Robotics and Autonomous Systems*. – 2002. – №41. – P. 21–39.
86. Poncela A., Perez E., Bandera A., Urdiales C., Sandoval F. Efficient integration of metric and topological maps for directed exploration of unknown environments // *Robotics and Autonomous Systems*. – 2002. – Vol.41. – P. 21–39.

87. Pratt W.K. Digital image processing. – John Wiley & Sons. – 1978. – P. 330-333.
88. Rencken W. Autonomous sonar navigation in indoor, unknown and unstructured environments // Proceedings of IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems. – Munich (Germany). – 1994. – P. 431-438.
89. Riedmiller, M., Braun H. A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The RPROP algorithm // Proc. of the IEEE Intern. Conf. on Neural Networks. – San Francisco, CA. – 1993. – P. 586-591.
90. Russo F. Impulse noise detection and filtering using fuzzy models // Proc. of the 17th IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference. – Baltimore (USA). – 2000. – P. 1041-1044.
91. Sachenko A., Kochan V., Turchenko V. Intelligent distributed sensor network // Proc. of the 15th IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference. – Venice (Italy). – 1998. – Vol.1. – pp.60-66.
92. Sachenko A., Kochan V., Turchenko V., Golovko V., Laopoulos T. Using neural networks for decreasing ADC error // Proc. of 4th IMEKO Intern. Workshop on ADC Modeling and Testing. – Bordeaux (France). – 1999. – P. 78-81.
93. Sachenko A., Kochan V., Turchenko V., Koval V. Data fusion algorithm in intelligent distributed sensor network // Proc. of the Intern. Conf. on Neural Networks and Artificial Intelligence ICCNAI'99. – Brest (Belarus). – 1999. – P.136-141.
94. Shachtarin B.I., Sviatnyi D.A., Butenko A.A., About one neural-based method of filtering. – <http://members.xoom.com/sdvmail/>
95. Smith R., Self M., Cheesman P. Estimating uncertain spatial relationships in robotics, uncertainty in artificial intelligence. – Elsevier Science Pub. – 1988. – P. 435-461.
96. Spinola C., Gago A. Filtering of impulse noise from laser sensor signals in the process of non-contact thickness measurement in a stainless steel sheet production line // Proc. of the 17th IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference. – Baltimore (USA). – 2000. – P. 1303-1307.
97. Takeno J., Rembold U. Stereovision systems for autonomous mobile robots // Intern. Journal on Robotics and Autonomous Systems. – 1996. – Vol.18. – P. 355-363.

98. The MathWorks and Xilinx Plans web page:
<http://www.mathworks.com/company/pressroom/index.shtml>.
99. Turchenko V., Kochan V., Koval V., Sachenko A., Markowsky G. Smart vehicle screening system using artificial intelligent methods // Proc. of 2003 Spring IEEE Conf. on Technology for Homeland Security. – Volpe National Transportation Systems Center. – Cambridge, Ma (USA). – 2003. – P. 181-184.
100. Turchenko V., Kochan V., Sachenko A., Koval V. Advanced sensor data integration using neural networks // Proc. of the 28th Annual Intern. Conference on Industrial Electronics, Control and Instrumentation, IECON'02. – Sevilla (Spain). – 2002. – Vol.3. – P. 1876-1880.
101. Tzay Y. Handbook of pattern recognition and image processing: computer vision. – Academic Press, Inc. – 1994. – Vol. 2. — 584 p.
102. Vanmarcke E. Random fields: analysis and synthesis. – MIT Press, Cambridge, Massachusetts. – 1983. – 372 p.
103. www.creative.com
104. www.dexxa.com
105. www.dexxaweb.com
106. www.logitech.com
107. www.matsoft.com
108. www.robodyssey.com
109. Xilinx Alliance tools web page:
http://www.xilinx.com/xlnx/xil_prodcat_landingpage.jsp?title=ISE+Alliance.
110. Yamamoto H., Testsuya S., Hasebe S. Design System for Japanese Kimono // Intern. Workshop on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS'2003). – Foros (Ukraine). – 2001. – P. 99-102.
111. Young T. Handbook of pattern recognition and image processing: computer vision. – Academic Press, Inc. – 1994. – Vol.2. – 584 p.
112. Zeytinoglu M. Mintz M. Robust optimal fixed sized confidence procedures for a restricted parameter space // The Annals of Statistics. – 1988. – Vol.16. – P. 1241-1253.

113. Zeytinoglu M., Mintz M. Optimal fixed sized confidence procedures for a restricted parameter space // *The Annals of Statistics*. –1984. – Vol. 12. – P. 945-957.
114. Беляев Ю.К., Богатырев В.А., Болотин В.В. Надежность технических систем: Справочник. – М.: Радио и связь. – 1985. – 608с.
115. Божич В.И, Лебедев О.Б., Шницер Ю.Л. Разработка генетического алгоритма обучения нейронных сетей // *Перспективные информационные технологии и интеллектуальные системы*. – 2001. – №1. – С. 21-24.
116. Большаков В.Д. Теория ошибок наблюдений с основами теории вероятностей. – М.: "Недра". – 1965. – 183 с.
117. Бусленко Н.П. Метод статистического моделирования. – М.: Статистика. – 1970. – 109 с.
118. Бусленко Н.П., Голенко Д.И., Соболев И.М., Срагович В.Г., Шрейдер Ю.А. Метод статистических испытаний (Монте-Карло). – М.: Физматгиз. – 1962. – 332 с.
119. Васильцов І., Коваль В., Коркішко Т. Конкуруючий алгоритм злиття даних для мультисенсорних систем // *Матеріали п'ятої наукової конференції Тернопільського державного технічного університету ім. І.Пулюя*. – Тернопіль: ТДТУ . – 2001. – С. 91.
120. Вицентий В., Коваль В., Кочан В., Саченко А. Нейросетевой алгоритм фильтрации импульсного шума при обработке сигналов сенсоров // *Proc. of the 10-th National Scientific Symposium with International Participation "Metrology and Metrology Assurance'2000"*. – Sozopol (Bulgaria). – 2000. – P. 207-211.
121. Гаврилова Т., Хорошевский В. Базы знаний интеллектуальных систем. – СПб.: Питер. – 2001. – 384 с.
122. Головки В.А. Нейоинтелект: теория и применение. Книга 1. – БПИ, Брест. – 1999. – 260 с.
123. Головки В.А. Нейоинтелект: теория и применение. Книга 2. – БПИ, Брест. – 1999. – 227 с.
124. ГОСТ 24.701-83 «Надежность. Автоматизированные системы управления технологическими процессами. Основные положения».

125. ГОСТ 27.003-83 «Надежность в технике. Выбор и нормирование показателей надежности. Основные положения».
126. Готра З.Ю., Ільницький Л.Я., Поліщук Є.С. Давачі: Довідник. – Львів: Каменяр. – 1995. – 312 с.
127. Гренандер У., Фрайбергер В. Краткий курс вычислительной вероятности и статистики: Пер. с англ. – 1978. – 192 с.
128. Дейт К. Введение в реляционные базы данных. – С.-П., Издательский дом "Вильямс". – 2001. – 1072 с.
129. Декларативний пат. 2002086554 Україна, МПК G06F 7/00. Спосіб корекції значень членів ряду результатів спостереження, спотворених імпульсною завадою / Коваль В., Кочан Р., Саченко А. – Заявл. 06.08.2002. – 7 с.
130. ДСТУ 2566-94 «Засоби радіоелектронні. Надійність резервованих систем. Загальні положення».
131. Дущенко В., Кучерук І., Загальна фізика. – К.: "Вища шк.". – 1993. – Т.1. – 432 с.
132. Дьяконов В., Круглов В. Matlab. Анализ, идентификация и моделирование систем. Специальный справочник. – СПб.: Питер. – 2002. – 448 с.
133. Ермаков С.М., Михайлов Г.А. Статистическое моделирование. – М: Наука. – 1982. – 296 с.
134. Жалдак М.И., Квитко А.Н. Теория вероятностей с элементами информатики. – К.: "Вища шк.". – 1989. – 263 с.
135. Иванова В.М. Случайные числа и их применение. – М.: "Финансы и статистика". – 1984. – 111с.
136. Коваль В. Алгоритм конкурентного слияния сенсорных данных в мультисенсорных системах // Датчики и системы. – 2002. – №7(38). – Р. 39-41.
137. Коваль В. Алгоритм фільтрації впливу імпульсного шуму на результати аналого-цифрових перетворень // Вісник Технологічного університету Поділля. Хмельницький. – 2002. – Ч.1. – Т.3. – №2. – С. 140-143.

138. Коваль В. Вдосконалений метод побудови локальної карти середовища мобільного робота // Вісник Тернопільського державного технічного університету ім. І.Пулля. – 2003. – Т.8. – №2. – С. 80-88.
139. Коваль В. Злиття структурованого світла і відеозображення для управління мобільним роботом // Искусственный интеллект. – Донецьк. – 2004. – №1. – С. 52-59.
140. Коваль В. Спосіб виявлення перешкод мобільного робота з використанням технології злиття показів різномірних сенсорів // АСУ и приборы автоматики. – Харьков. – 2004. – Вып. 126. – С. 128-135.
141. Коваль В., Саченко А., Васильків Н. Алгоритми об'єднання даних в інтелектуальних дистрибутивних сенсорних мережах // Вісник Тернопільської академії народного господарства. – Тернопіль: «Економічна думка». – 2000. – №10. – С.24-30.
142. Коваль В., Саченко А., Турчанко В. Алгоритмы объединения данных в интеллектуальных дистрибутивных сенсорных сетях // Proc. of the 9th National Scientific Symposium with International Participation "Metrology and Metrology Assurance'99". – Sozopol (Bulgaria). – 1999. – P. 183-191.
143. Козлов Т.И., Овсиенко В.Е., Смирнский В.И. Курс общей теории статистики. – М.: "Статистика". – 1965. – 205 с.
144. Коннолли Т., Бегг К. Базы данных. Проектирование, реализация и сопровождение. Теория и практика. 3-е издание. – С.-П., Издательский дом "Вильямс". – 2003. – 1436 с.
145. Конюшенко В.В. Matlab. Язык технических вычислений. Вычисление, визуализация, программирование. – 2000. – 74 с.
146. Кочан Р., Карачка А., Коваль В. Датчик угла наклона с встроенным интерфейсом // Сборник материалов XIV научно-технической конференции с участием зарубежных специалистов "Датчики и преобразователи информации систем измерения, контроля и управления (ДАТЧИК-2002). – М.: МГИЭМ. – 2002. – С. 134.
147. Кузин О.Л. Основы кибернетики. – М.: "Энергия". – 1979. – Т.2. – 586 с.

148. Ли Ким. 3d Studio Max 4/5 для дизайнера. Искусство трехмерной анимации. – Диасофт. – С. 848.
149. Луцик Я, Буняк Л., Стадник Б. Застосування ультразвукових сенсорів. – Львів: СП „БаК”. – 1998. – 232 с.
150. Львовский Е.Н. Статистические методы построения эмпирических показателей. – М.: "Высш. школа". – 1988. – 239 с.
151. Маликов В.Т. Вычислительные методы и применение ЭВМ. – М.: "Статистика". – 1988. – 230 с.
152. Мельник А.О. Спеціалізовані комп'ютерні системи реального часу: конспект лекцій. – ДУ «Львівська політехніка». – 1996. – 53 С.
153. Мошкин В.И, Петров А.А., Титов В.С., Якушенков Ю.Г. Техническое зрение роботов. – М.: Машиностроение. – 1990. – 272 с.
154. Мячев А.А. Персональные ЭВМ: краткий энциклопедический справочник. – М.: Финансы и статистика. – 1992. – 384 с.
155. Новицкий П., Зограф И. Оценка погрешностей результатов измерений, Л.: Энергоатомиздат. – Ленингр. отд-ние. – 1985. – 248 с.
156. Орнатський П. Теоретические основы информационно-измерительной техники. – К.:“Вища школа”. – 1976. – 421 с.
157. Орнатський П.П. Автоматические измерения и приборы (аналоговые и цифровые): Учебник для студ. вузов по спец. "Информационно-измерительная техника". – 1-е изд., перераб. и доп. – К.: Вища Школа. – 1980. – 558 с.
158. Орнатський П.П. Теоретические основы информационно–измерительной техники: Учебник. – 2-е изд., перераб. и доп. – К.: Вища Школа. – 1983. – 455с.
159. Петров А.А., Масловський Е.К. Англо-русский словарь по робототехнике. – М.: Русский язык. – 1989. – 404 с.
160. Попов Е.П., Письменный Г.В. Основы робототехники. Введение в специальность: Учебник для вузов. – М.: Высшая школа. – 1999. – 224 с.
161. Резник А.М., Куссуль М.Э, Сычов А.С., Садовая Е.Г., Калина Е.А. Система автоматизированного проектирования модульных нейронных сетей CAD MNN // Математические машины и системы. – Киев. – 2002. – №3. – С. 28 – 36.

162. Саченко А., Кочан В., Коваль В. Статистические методы слияния данных в интеллектуальных дистрибутивных сенсорных сетях // Вестник Брестского государственного технического университета. – Брест: изд. БГТУ (Беларусь). – 2000. – №5 (5). – С. 44-49.
163. Сергиенко А.Б. Цифровая обработка сигналов. – СПб.: Питер. – 2003. – 608 с.
164. Спыну Г.А. Роботы с искусственным интеллектом. – К.: Техника. – 1989. – 111с.
165. Тимофеев А.В. Управление роботами: учебное пособие. – Л.: Изд-во Ленинградского ун-та. – 1985. – 240 с.
166. Хант Э. Искусственный интеллект. – М.: "Мир". – 1978. – 558 с.
167. Шахтарин Б.И. Оптимальная фильтрация и прогнозирование случайных процессов. – М.: Изд-во МГТУ. – 1991. – 210 с.
168. Шрюфер Э. Обработка сигналов: цифровая обработка дискретизированных сигналов. – К.: Либідь. – 1995. – 320 с.

ПЕРЕЛІК ДОДАТКІВ

Додаток А. Технічні характеристики сенсорів побудови карти середовища.....	165
Додаток Б. Характеристики продуктивності обчислювальних засобів.....	168
Додаток В. Структура записів реляційної моделі даних.....	171
Додаток Д. Тексти основних модулів програм реалізованих методів побудови карти середовища мобільного робота.....	175
Додаток Е. Впровадження результатів дисертації	184
Додаток Ж. Експериментальні дослідження статистичного і нейромережевого методів побудови локальної карти середовища	189
Додаток З. Апаратна реалізація частин мобільного робота.....	192
Додаток И. Експериментальні дослідження методу побудови карти середовища з використанням структурованого світла і відеозображення.....	194
Додаток К. Характеристики методу усунення імпульсних завад.....	196
Додаток Л. Експериментальні дослідження методу середньоквадратичних вагових коефіцієнтів СКВК	199