

Державний комітет зв'язку та інформатизації України  
Національна академія наук України  
Державний науково-дослідний інститут інформаційної інфраструктури

**Коваль Василь Сергійович**

УДК 681.3

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

Спеціальність: 05.13.23 – системи та засоби штучного інтелекту

**Автореферат**  
дисертації на здобуття наукового ступеня  
кандидата технічних наук

*Дисертацією є рукопис*

Робота виконана у Тернопільській академії народного господарства Міністерства освіти і науки України

Науковий керівник – доктор технічних наук, професор  
**Саченко Анатолій Олексійович**,  
Тернопільська академія народного господарства МОН України,  
директор інституту комп'ютерних інформаційних технологій,  
завідувач кафедри інформаційно-обчислювальних систем та управління

Офіційні опоненти – доктор технічних наук, професор  
**Ткаченко Роман Олексійович**,  
Національний університет "Львівська політехніка" МОН України,  
професор кафедри автоматизованих систем управління

– кандидат технічних наук  
**Полівцев Сергій Олександрович**,  
Донецький державний інститут проблем штучного інтелекту  
МОН і НАН України,  
начальник відділу робототехнічних систем

Провідна установа – Інститут проблем математичних машин і систем НАН України,  
м. Київ, відділ нейрокомп'ютерів

Захист відбудеться " \_\_\_\_\_ " \_\_\_\_\_ 2004 року о \_\_\_\_ годині на засіданні спеціалізованої вченої ради Д 35.813.01 в Державному науково-дослідному інституті інформаційної інфраструктури за адресою 79601, м. Львів, вул. Тролейбусна, 11.

З дисертацією можна ознайомитись у бібліотеці Державного науково-дослідного інституту інформаційної інфраструктури за адресою: 79601, м. Львів, вул. Тролейбусна, 11.

Автореферат розіслано " \_\_\_\_ " \_\_\_\_\_ 2004 р.

Вчений секретар спеціалізованої вченої ради,  
доктор технічних наук

Р. А. Бунь

## ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

**Актуальність теми.** Автономні мобільні роботи (АМР) як універсальні технічні системи, що дозволяють самостійно виконувати механічні дії, є одними з найсучасніших напрямків наукових досліджень. 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. 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. Таким чином, побудова ЛКС є важливою і фундаментальною задачею функціонування АМР.

Базовими моделями представлення середовища є стохастичні, сіткобазовані (grid-based), евристичні, базовані на полярній системі координат та геометричних примітивах об'єктів. 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. 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 не тільки інформацію, накопичену кожним сенсором, але й інформацію, яка не може бути отримана окремими сенсорами самостійно.

**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", (2000-2002рр.), 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", "Нейромеревеві 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 [11,13,16]; розробка і програмна реалізація алгоритмів обробки відеозображень [3,11,14]; експериментальні дослідження системи навігації АМР [4,8,14]; аналіз сенсорної підсистеми роботів [6,10,15]; розробка алгоритмів злиття сенсорних даних та їх програмна реалізація [8,10,12].

**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.

## ОСНОВНИЙ ЗМІСТ РОБОТИ

**У вступі** наведено загальну характеристику роботи, обґрунтовано актуальність теми, показано її взаємозв’язок з науковими програмами, сформульовано мету і задачі досліджень, визначено основні методи вирішення сформульованих задач, наукову новизну і практичне значення результатів. Наведено дані про впровадження роботи, особистий внесок автора і його публікації.

**У першому розділі** проаналізовано існуючі методи побудови ЛКС з використанням технологій злиття однорідних і різнорідних сенсорних даних. Показано, що на сьогоднішній день відсутні технічні рішення, які дозволяють з достатнім рівнем точності, швидкодії і завадостійкості будувати ЛКС неструктурованого середовища АМР, що веде до необхідності розробки нових та удосконалення відомих методів.

Проаналізовано моделі представлення ЛКС АМР, де на основі критеріїв точності, розміру та простоти відображення перешкод вибрано полярну систему координат та сітку зайнятості (occupancy grid) для їх представлення.

Проаналізовано сучасні методи та засоби обробки інформації сенсорними системами з використанням УС та ІС, радарів міліметрових і ультраширококутних хвиль, лазерів та відео сенсорів. Аналіз показав, що для побудови ЛКС найбільш ефективними за критеріями точності, вартості, споживаної потужності, механічної простоти і швидкості сприйняття інформації є комбінації УС, ІС та відеосенсорів.

Проведено аналіз структур інтелектуальних навігаційних систем АМР, які орієнтовані перш за все на виконання роботом різноманітних маневрів, таких як рух по виробничих приміщеннях, об’їзд статичних і динамічних перешкод, маневрування у вузьких місцях та ін. Невід’ємною і фундаментальною задачею керування АМР є побудова ЛКС, без якої неможлива безперешкодна навігація в

складних неструктурованих середовищах з динамічними об'єктами. При цьому гнучкість і точність маневрів АМР залежать від точності ЛКС, яка будується на основі даних сенсорної підсистеми АМР і використовується на тактичному рівні керування АМР.

На основі проведеного аналізу обґрунтовано актуальність теми, сформульовано постановку задачі, яка орієнтована на розробку методів побудови ЛКС для забезпечення навігації АМР в складних неструктурованих середовищах з динамічними об'єктами.

У другому розділі розроблено та експериментально досліджено методи побудови ЛКС, які дозволяють досягнути вищої точності та швидкості обробки сенсорних даних на основі їх злиття (sensor fusion).

Перший, статистичний метод побудови ЛКС базується на статистичній обробці показів ІС та УС і забезпечує побудову ЛКС в полярній системі координат у проміжку від  $0^\circ$  до  $180^\circ$  з кроком  $1^\circ$ . Суть методу полягає у використанні технології злиття показів УС та ІС. В методі кутова відстань до перешкод, отримана УС, уточнюється на основі показів ІС, а лінійна віддаль, отримана ІС – на основі показів УС (рис. 1). Метод реалізується трьома основними етапами. На першому етапі проводиться уточнення кутового напрямку до перешкоди, на основі мінімальної різниці між лінійною відстанню яку визначає УС  $U(i)$  і відстанню  $IR(p)$  секторів ІС, діапазон дії яких є спільним з УС:

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

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 кутовими напрямками двох сусідніх УС  $a(k_i)$  і  $a(k_{i+1})$  необхідно 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). На другому етапі, для кожного кутового напрямку  $a(j)$  з кроком  $1^\circ$  (пряма ОС на рис. 2) визначають коректуючу величину  $\delta(j)$ , що відображає довжину відрізка, який лежить на перетині прямої  $a(j)$  з прямими  $Y_u$ ,  $Y_{ir}$  (рис. 2):

$$\delta(j) = b \sqrt{(X_u(j) - X_{ir}(j))^2 + (Y_u(j) - Y_{ir}(j))^2}, j = \overline{k_i..k_{i+1}}, step = 1;$$

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

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

На третьому етапі, побудова ЛКС між будь-якими двома напрямками  $k_i$ ,  $k_{i+1}$  полягає в тому, що відповідні коректуючі значення  $\delta(j)$  додають до тих показів секторів  $IR(p)$  ІС, в діапазоні дії яких вони знаходяться. В іншому випадку здійснюється інтерполяція показів секторів ІС  $MAP(j)$ :

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

Одночасно обмежують лінійну віддаль ЛКС  $MAP(j)$  до величини, яка задається пороговими значеннями чутливості сенсорів:

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

Алгоритмічну складність методу можна виразити залежністю  $Calc = NI + 4 * (NU - 1) + 360$ , де  $NU$  – кількість УС АМР,  $NI$  – кількість секторів ІС, область дії яких накладається із областю дії УС і становить 392 аналітичні операції, що на 100 операцій менше за прототип при однакових умовах роботи.

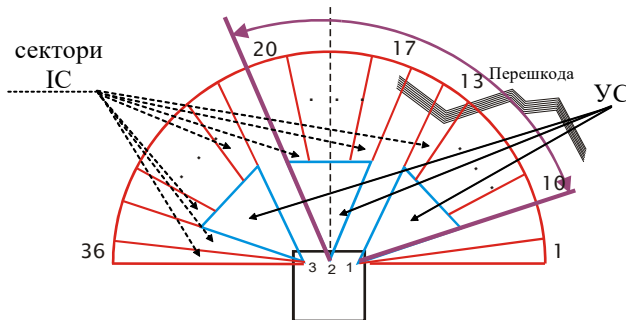


Рис. 1. Положення сенсорів

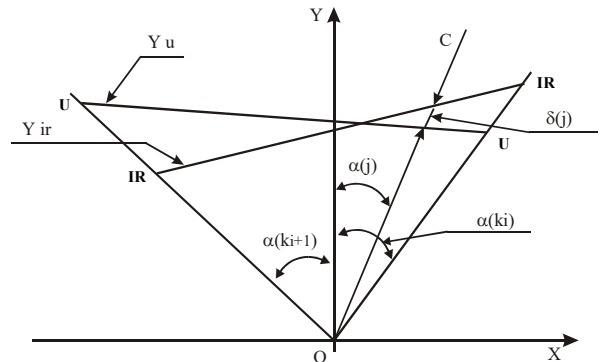


Рис. 2. Геометрична інтерпретація методу

Статистичний метод побудови ЛКС забезпечує високу швидкість обробки сенсорних даних, проте 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 другий, нейромережевий метод побудови ЛКС АМР, що базується на використанні НМ і показів ІС та УС для представлення положення перешкод у полярній системі координат. Весь простір, що сканують ІС та УС, можна розділити на три види: простір, який знаходиться в ділянках перекриття діапазонів дії УС та ІС (рис. 3а); простір, в якому відсутні перекриття діапазонів УС і секторів ІС (ділянки середовища, що розміщені між двома сусідніми УС на рис. 3б); ділянки середовища, в яких злиття показів ІС і УС не проводиться (рис. 3в). 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  $1^\circ$ :

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

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

Завданням першої апроксимуючої НМ є апроксимація  $q$  показів УС та ІС, для отримання  $Z$  значень ЛКС із кроком  $1^\circ$ , де  $Z$  – сегмент середовища, який покриває УС. При цьому для проведення апроксимації сенсорних показів використано структуру НМ прямого поширення у формі тришарового перцептронну (рис. 4а). На вхід НМ подаються покази УС і покази тих секторів ІС, область дії яких перекривається з областю дії УС. Таким чином, вхідний шар НМ містить  $R+1$  входів ( $R$  – кількість секторів ІС, що покриває УС),  $SI_{hid}$  нейронів проміжного шару і  $S2_{out}$  нейронів вихідного шару, що



відображають значення відстаней до перешкод ЛКС, які покривають область дії УС з кроком  $1^\circ$ . Кожен рівень містить матрицю вагових коефіцієнтів  $W$ , вектор порогових значень  $b$  і вектор вихідних значень  $a$ . Вихідні значення НМ

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

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;  $a_j^1$ ,  $a_j^2$  – виходи  $j$ -х нейронів відповідно схованого і вихідного шарів;  $b_i^1$ ,  $b_j^2$  – порогові значення  $i$ -х нейронів схованого і  $j$ -х нейронів вихідного шарів;  $R+1$  – кількість входів НМ;  $S1_{hid}$  – кількість нейронів схованого шару. Для нейронів схованого шару використано логорифмічно-сигмоїдну функцію активації:  $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$ , а для нейронів вихідного шару – лінійну функцію активації:  $f(x) = k * x$ . Для навчання НМ використано метод Levenberg-Marquardt.

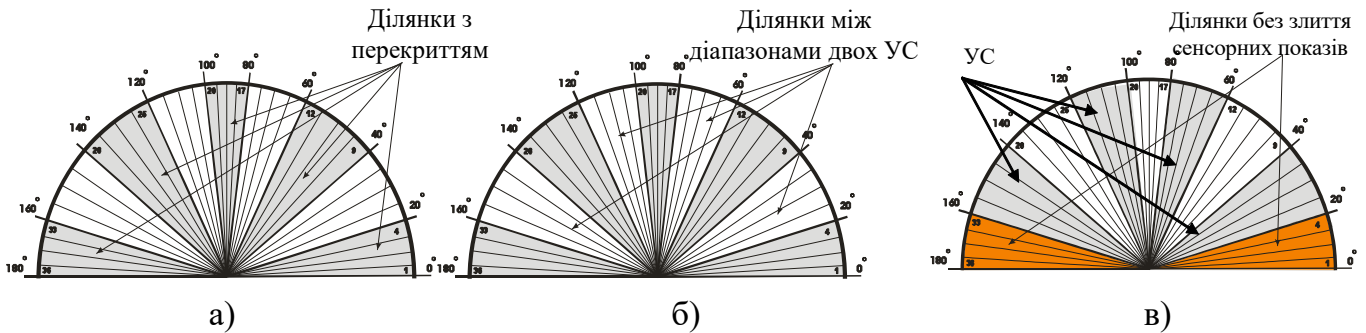


Рис. 3. Типи простору, які сканують ІС та УС (темні ділянки відображають діапазони дії УС в межах  $20^\circ$  кожен, світлі – діапазони дії секторів ІС в межах  $5^\circ$  кожен)

Аналогічну структуру використано для другої апроксимуючої НМ, завданням якої є апроксимація відстаней до перешкод середовища в проміжку між областями дії двох сусідніх УС (рис. 4б). Її відмінність 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, друга апроксимуюча НМ містить  $R+2$  входи,  $S1_{hid}$  схованих нейрони і  $S2_{out}$  вихідних нейрони. Вихід другої НМ розраховується аналогічно першій НМ за допомогою формули (2).

Експериментально вибрано структуру першої НМ, яка містить 5 входів (4 значення показів секторів ІС і 1 значення показу УС), 15 нейронів схованого шару і 20 нейронів вихідного шару (відповідає ЛКС для простору першого виду з кроком  $1^\circ$ ). При цьому структура другої НМ містить 6 входів (відповідає 4 значенням секторів ІС і 2 значенням показів сусідніх УС, між яким здійснюється побудова ЛКС), 15 нейронів схованого шару і 20 нейронів вихідного шару (відповідає ЛКС для простору другого виду з кроком  $1^\circ$ ). Дані структури НМ встановлено для розміщення сенсорів, представленого на рис. 3а, що містить 36 секторів ІС, та 5 УС і відповідає архітектурі АМР “Walter” (Німечина). Таким чином, одне статичне положення АМР дозволяє отримати 5 навчальних векторів для першої НМ і 4 вектори для другої НМ. В склад навчальних вибірок НМ входять покази ІС та УС, а також значення відповідних реальних відстаней до перешкод із кроком  $1^\circ$ , які подаються на виходи НМ.

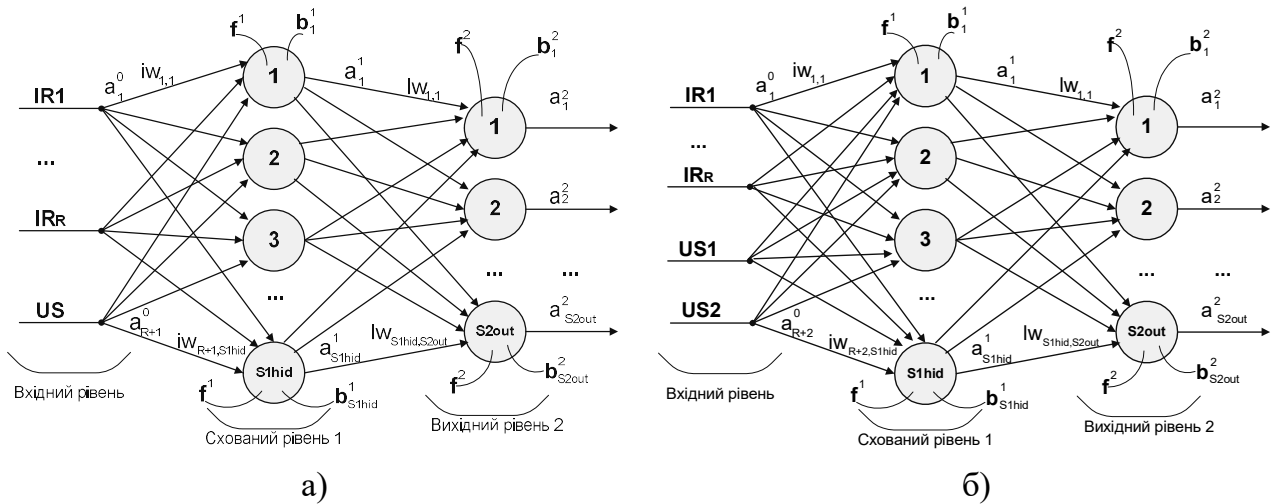


Рис. 4. Структури двох апроксимуючих нейронних мереж

Побудова ЛКС забезпечується симуляціями попередньо навчених НМ в типових положеннях АМР на основі отриманих показів ІС та УС. Після сформованої ЛКС лінійна віддаль до перешкод  $MAP(j)$  обмежується значенням, яке задається чутливістю сенсорів (1). Після обмеження лінійних відстаней до перешкод забезпечується фільтрація отриманої ЛКС медіанним фільтром.

Алгоритмічну складність методу можна виразити залежністю  $Calc = TrSET(NN1, NN2) + TRAIN(NN1) + TRAIN(NN2) + SIM(NN1) + SIM(NN2) + 180$ , де  $TrSET(NN1, NN2)$  – процедури формування навчальних вибірок для першої  $NN1$  і другої  $NN2$  НМ;  $TRAIN(NN1)$ ,  $TRAIN(NN2)$  – процедури навчання НМ;  $SIM(NN1)$ ,  $SIM(NN2)$  – процедури симуляції НМ. Таким чином, якщо для побудови ЛКС достатньо 100 навчальних векторів, то алгоритмічна складність методу становить 284 аналітичні операції, що на 108 операцій менше за статистичний метод і на 208 операцій менше за прототип при однакових умовах роботи.

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.

Суть методу полягає у використанні променя СС (лазера), що у формі горизонтальної прямої лінії спрямовується до перешкоди під заданим кутом  $\alpha$  та визначенні його проекції на зображенні відеокамери (рис. 5), внаслідок чого визначаються координати глибини  $OB$ , ширини  $BC$ , та висоти  $CP$  до точок перешкоди, на основі яких забезпечується побудова ЛКС в 3D просторі:

$$OB = \frac{AO * tg\alpha * OD}{OD - DE * tg\alpha}, BC = \frac{OB * DE}{OD}, CP = \frac{OB * DL}{OD}, \quad (3)$$

де  $OD$  – фокусна віддаль;  $DE$  та  $DL$  – координати проекції точки променя структурованого світла на відео зображенні в пікселях;  $AO$  – віддаль до випромінювача СС,  $\alpha$  – кут випромінювання променя СС.

Для знаходження лінійних відстаней до перешкод необхідно забезпечити виконання чотирьох основних етапів (рис. 6). На етапі калібрування, визначаються

основні параметри відеокамери і випромінювача СС для подальшої обробки даних: кут випромінювача СС, фокусна віддаль відеокамери, кут зору камери по вертикалі і по горизонталі.

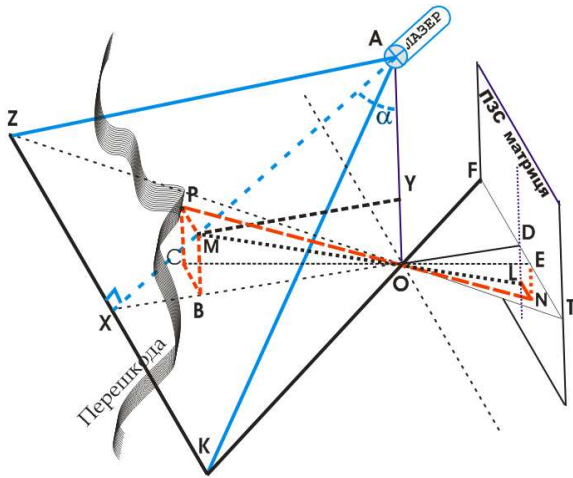


Рис. 5. Геометрична інтерпретація побудови ЛКС в 3D просторі

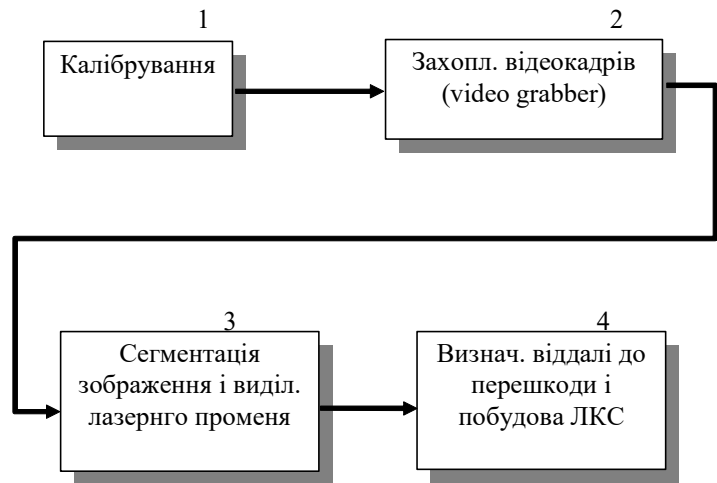


Рис. 6. Основні процедури методу детекції перешкод

На етапі захоплення відеозображення, доцільно використати відомі рішення, що дозволяють отримати зображення у цифровій формі у вигляді RGB матриць із швидкістю до 30 кадрів за секунду.

Основним завданням методу побудови ЛКС є визначення положення проекції променя СС на сенсорній панелі відеокамери, що здійснюється при виконанні процедури сегментації зображення, яку можна виконати на основі трьох підходів: з використанням аналізу зображення, оптичного фільтру та НМ.

Сегментація променя СС при першому підході здійснюється попіксельним порівнянням значень відтінків кольорів двох відеокадрів: із ввімкненим ( $PICT1$ ) і вимкненим ( $PICT2$ ) променем СС, відповідно, з використанням порогового значення  $T$ :

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

$$Segment(i, j) = \frac{Segment(i, j) + |Segment(i, j)|}{2}; \quad Segment(i, j) = \text{ceil}\left(\frac{Segment(i, j)}{Segment(i, j) + 1}\right),$$

де  $Segment(i, j)$  – значення кольору пікселя сегментованого зображення в положенні  $i$ -го рядка і  $j$ -го стовпця, отриманого на основі двох зображень  $PICT1(i, j)$  та  $PICT2(i, j)$ ;  $\text{ceil}$  – функція округлення дробового числа до більшого цілого значення.

При цьому необхідно отримати два відеокадри із малою затримкою часу для забезпечення мінімального відхилення в зображеннях. Також доцільно використати чорно-білі зображення, які мають кращі співвідношення сигнал/шум, ніж кольорові. Порогове значення  $T$  залежить від кількості пікселів, які займає сегментована пляма на зображенні і може бути визначене адаптивно або емпірично. Для уникнення впливу шумів необхідно здійснити фільтрацію отриманого зображення методом 8-зв'язних сусідів. В результаті сегментації отримується бінарне зображення із значенням пікселів, рівним одиниці, в положенні проекції плями СС.

Останнім кроком підходу є визначення центру сегментованої плями СС кожної  $j$ -ї колонки зображення:  $Center(j) = (Segm1(i, j) + Segm2(i, j))/2$ , де

$Segm1(i,j)$  – 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, до якого визначаються координати в 3D просторі за формулою (3).

Другий підхід сегментації плями СС відрізняється застосуванням одного відеозображення і оптичного фільтру із пропускнуою довжиною хвилі, рівною довжині хвилі променя випромінювача СС, що забезпечує сегментацію при використанні порогового значення  $T$ :

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

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.

При третьому підході сегментація плями СС на зображенні здійснюється із використанням НМ, завданням якої є розпізнавання RGB спектру пікселів зображення, які належать плямі СС. Для розпізнавання променя СС запропоновано використати структуру тришарової НМ типу “багатошаровий перцептрон”, яка забезпечує розпізнавання та апроксимацію функції будь-якої степені складності. При цьому вхідний шар НМ містить три нейрони, які відповідають RGB кольорам (червоний, зелений і синій) спектру пікселів зображення. Кількість нейронів схованого шару залежить від діапазону зміни значень спектру променя СС, який потрібно сегментувати. Вихідний шар НМ містить два нейрони, високі значення яких відображають належність пікселя до спектру плями променя. Розрахунок вихідних значень НМ забезпечується на основі формули (2). Навчальна вибірка формується з “вчителем”, попіксельно враховуючи значення RGB кольорів, а також встановлюючи виходи НМ рівними відповідно “1” для першого вихідного нейрону і “0” для другого у випадку належності пікселя до плями СС і обернені значення – у випадку неналежності. При формуванні навчальної вибірки важливим є наявність пікселів двох видів: які належать плямі променя СС і які їй не належать. Для навчання НМ використано метод “Levenberg-Marquardt”.

Сегментація плями СС здійснюється на основі значень RGB кольорів пікселів відеозображення, що подаються на вхід заздалегідь навченої НМ. Як результат, формується бінарна матриця із значеннями, рівними одиниці в місцях потенційної плями променя СС. Після фільтрації зображення за принципом 8-зв’язних сусідніх пікселів визначається центр сегментів зображення, до яких можна знайти координати 3D простору та здійснити побудову ЛКС.

Для забезпечення високої точності сегментації променя СС доцільно застосовувати поєднання трьох підходів. Як показано в дисертації, засобами імітаційного моделювання проаналізовано похибку, спричинену кутовою невизначеністю (рис. 7), яка для УС становить 35% віддалі до перешкоди, для ІС – 9%, тоді як при побудові ЛКС статистичним і нейромережним методами вона може становити лише 2%. Крім того, експериментальні результати показали, що статистичний метод дозволяє отримати в 1,8 рази вищу точність побудови ЛКС, а

також в 2 рази меншу обчислювальну складність, ніж прототип. Імітаційне моделювання нейромережевого методу показало, що він дозволяє коректно відтворювати ЛКС при неточних сенсорних даних і має меншу алгоритмічну складність та в 1,5-4 рази вищу точність.

Точність методу побудови ЛКС з використанням СС аналізувалась на основі похибок положень перешкод АМР в 3D просторі за координатами глибини, ширини і висоти при похибці сегментації променя СС на один піксель зображення. Такі похибки для відеокамери із фокусною відстанню 35 мм (622 пікселя для зображення із роздільною здатністю 640x480 пікселів), і з кутом зору 54° по горизонталі і 42° по вертикалі представлені на рис. 8. При цьому випромінювач СС розміщений на відстані 500 мм відносно відеокамери по координаті висоти, промінь якого поширюється під кутом 70° до вертикальної осі. Якщо порівняти точність методу із точністю УС та ІС, від яких залежить точність побудови ЛКС статистичним і нейромережевим методами, то використання відеокамери забезпечує вищу точність дискретизації по координатах ширини і висоти в 55 раз для ІС і в 220 разів для УС. Відповідно на 1° ширини і висоти методу припадає 11 пікселів відеозображення.

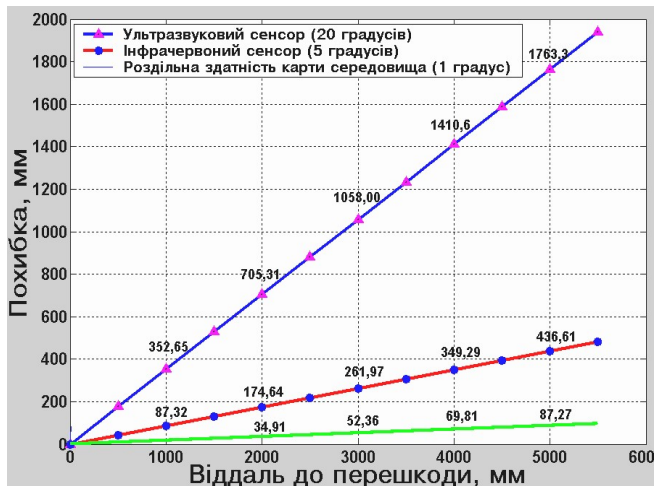


Рис. 7. Похибки, спричинені кутовою невизначеністю сенсорів

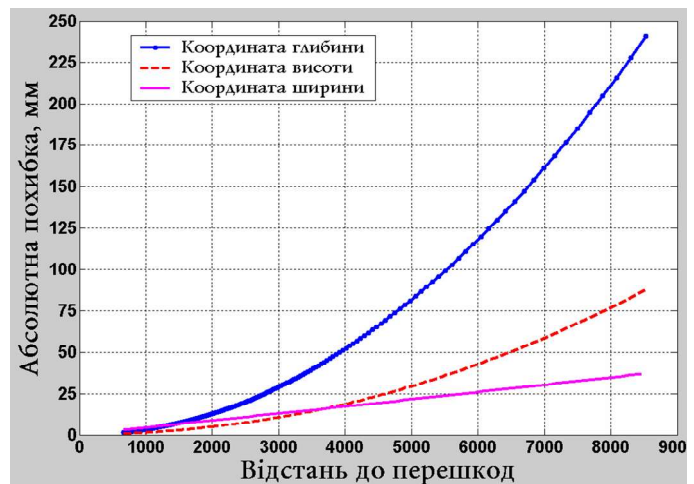


Рис. 8. Абсолютні похибки координат

У третьому розділі розроблено структуру інтелектуальної підсистеми керування АМР, де шляхом оцінки часових затримок основних модулів АМР обґрунтовано вибір обчислювальних засобів для задачі побудови ЛКС. Аналіз потоків даних основних блоків АМР дозволив визначити вимоги до побудови ЛКС, однією з яких є обчислювальна складність. Оцінку обчислювальної складності побудови ЛКС проведено із врахуванням швидкості переміщення АМР, а також допустимої похибки його позиціонування в середовищі:

$$T_3 = \frac{S_{pos}}{V_{MR}} - (T_1 + T_2 + T_4 + T_5 + T_6 + T_7),$$

де  $S_{pos}$  – допустима похибка позиціонування АМР;  $V_{MR}$  – швидкість АМР;  $T_1$  – час виконання блоку зчитування сенсорних даних і запису їх в ОЗП;  $T_2$  – час виконання аналітичного блоку вибору методу побудови ЛКС;  $T_3$  – час виконання блоку побудови ЛКС;  $T_4$  – час виконання блоку побудови глобальної карти (ГКС) середовища;  $T_5$  – час визначення положення АМР на ГКС;  $T_6$  – час розрахунку

траєкторії руху АМР;  $T7$  – час визначення маневрів АМР. Наприклад, залежність необхідного часу побудови ЛКС від швидкості переміщення АМР при похибці позиціонування 0,15 м і часу виконання блоків  $T1, T2, T4-T7$  96 мс представлено на рис. 9.

Проведено оцінку необхідної продуктивності обчислювальних засобів  $P = K \cdot F \cdot R / N$ , де  $N$  – кількість елементів вхідних даних;  $K$  – кількість вхідних каналів даних;  $F$  – частота надходження вхідних даних;  $R = R(N)$  – складність алгоритму, виражена в кількості виконуваних операцій (табл. 1). При цьому не всі обчислювальні засоби дозволяють з достатньою швидкістю будувати ЛКС розробленими методами (лише виділені темним кольором), тому доцільно забезпечувати комбінування методів побудови ЛКС з врахуванням швидкості переміщення АМР і необхідної точності ЛКС (рис. 9).

Таблиця 1. Час побудови ЛКС

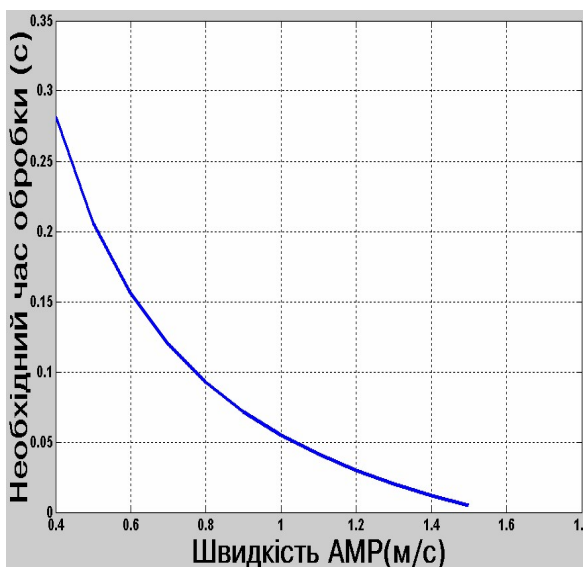


Рис. 9. Необхідний час побудови ЛКС

Метод	Частота $F$ , Гц	Продукт., оп/с	Час, необхідний для побудови ЛКС, с		
			AMD Athlon, 1.59GHz	AMD Athlon, 1000MHz	Intel Celeron 930 MHz
Статистичний	4.9	14485	4.4930e-5	7.1754e-5	1.2339e-4
	52,6	155486	4.8229e-4	7.7023e-4	1.3245e-3
Нейромережевий	4.9	196882	6.1069e-4	9.7529e-4	1.6771e-3
	52,6	2113468	6.5556e-3	1.0469e-2	1.8004e-2
Викор. структуров. світла і світлов. фільтр (відеозображ.320x240)	4.9	12662913	3.9278e-2	6.2728e-2	1.0787e-1
	52,6	135932497	4.2164e-1	6.7337e-1	1.1579 e+0
Викор. структуров. світла і світлов. фільтр (відеозображ.640x480)	4.9	50915058	1.5793e-1	2.5221e-1	4.3372e-1
	52,6	546557553	1.6953e+0	2.7075 e+0	4.6559 e+0
Викор. структуров. світла і нейр. мережі (відеозображ.320x240)	4.9	176362114	5.4704e-1	8.7365e-1	1.5023 e+0
	52,6	1893193297	5.8724e+0	9.37832e+0	1.6127e+1

Розроблено структуру даних ЛКС на даталогічному рівні, протокол взаємодії клієнт-сервер, а також програмні модулі сенсорної підсистеми АМР, що з використанням імітаційного моделювання показів активних і пасивних сенсорів, дозволяють досліджувати методи побудови ЛКС.

У четвертому розділі представлено результати експериментальних досліджень і впровадження підсистеми побудови ЛКС АМР. Зокрема, у рамках науково-дослідного україно-іспанського проекту NATO PST.CLG.978744 "Using Multisensor Fusion and Neural Network Techniques for Robot Control" у лабораторії "Автономних систем" університету Ла Корона, Іспанія методи побудови ЛКС експериментально досліджені на роботі Pioneer P2-DX фірми ActivMedia. Точність побудови ЛКС статистичним і нейромережевим методами проаналізовано при більш як 80 позиціях АМР (рис. 10). При недостатній навчальній вибірці НМ (у початкових положеннях АМР) нейромережевий метод забезпечував великі похибки (рис. 10). Стійке відтворення середовища із меншою похибкою було забезпечено після формування навчальної вибірки, що містила більш як 2000 векторів. Експериментальні дослідження показали, що при стійкому відтворенні середовища нейромережевим методом, середня абсолютна похибка побудови ЛКС становить 8,8 см, тоді як статистичним методом – 11,5 см, а прототипом – 18,5 см. Таким

чином, статистичний метод дозволяє будувати ЛКС в 1,6 рази точніше, ніж прототип, тоді як неймережевий метод – в 2,1 рази точніше.

Аналогічні експерименти проведено в рамках науково-дослідної держбюджетної теми “Використання технології злиття сенсорних даних і НМ для управління роботом”, де досліджено метод побудови ЛКС з використанням СС і відеозображення при навігації чотириколісного АМР, оснащеного відеокамерою фірми DEXXA із кутом зору  $40^\circ$  по горизонталі та роздільною здатністю  $640 \times 480$  пікселів, а також світловим оптичним фотофільтром К-8<sup>x</sup> 52x0,75 та лазером. Експериментальні дослідження методу побудови ЛКС показали високу точність визначення відстаней до перешкод, середньоквадратичне відхилення якого рівне 3.2 см і 3.0 см, відповідно, з використанням порогового підходу і НМ (рис. 11).

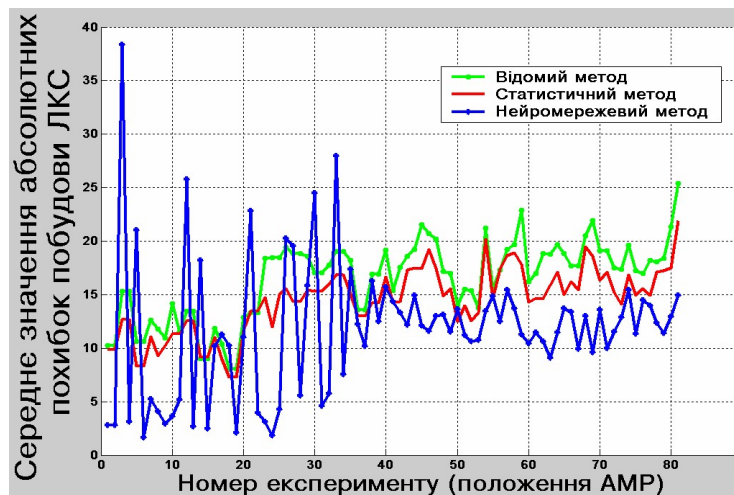


Рис. 10. Точність методів побудови ЛКС

Метод побудови ЛКС з використанням структурованого світла і відеозображення впроваджено на ВАТ Тернопільський радіозавод "Оріон", для навігації мобільного робота СТАС-50ЛТ у центральному інструментальному складі.

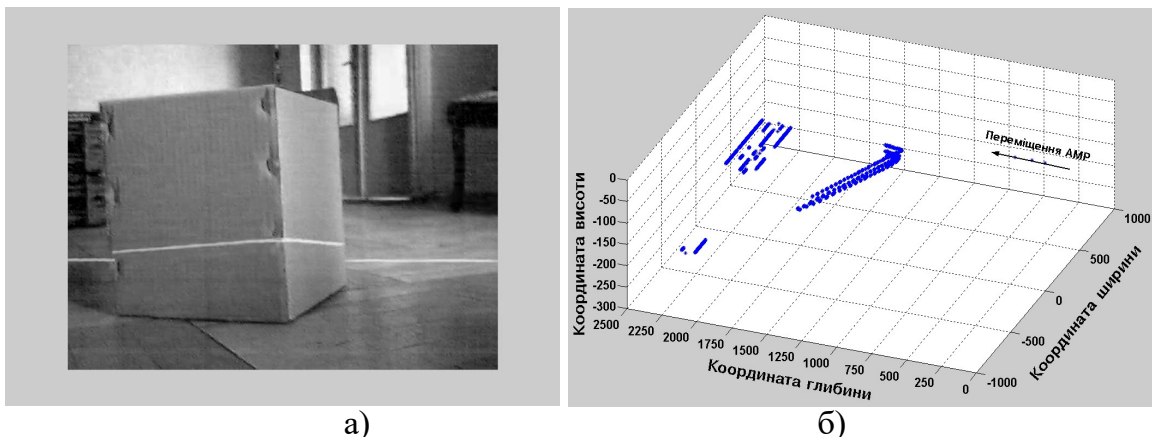


Рис. 11. Побудова ЛКС з використанням СС і відеокамери: а) – реальне зображення, б) ЛКС в 3D просторі

Оскільки сенсори є пристроями з обмеженою точністю, в рамках держбюджетної науково-дослідної теми "Алгоритми та апаратно-програмні засоби злиття сенсорних даних в інтелектуальних дистрибутивних мережах" запропоновано і розроблено метод корекції значень членів ряду результатів вимірювання, спотворених імпульсною завадою. Його суть полягає у використанні комітету НМ для усунення імпульсних завад (рис. 12). Метод базується на властивості процесу

навчання НМ, який при наявності завад різко погіршується, а відтворення такого результату з допомогою НМ характеризується відносно великою абсолютною похибкою. Крім того, як показали теоретичні та експериментальні дослідження, властивість зниження якості процесу навчання НМ проявляється найчіткіше в тому випадку, коли спотворений імпульсною завадою результат спостереження є одним із значень, які має відтворити НМ. Тому, формування навчального вектору забезпечується за схемою, що відображена на рис. 12, де кожен вектор містить декілька послідовно розміщених у ряді результатів спостереження, що є входами НМ (IN), з яких останній повинен відтворюватися НМ (Target).

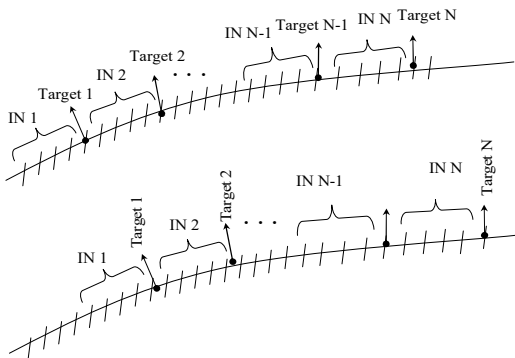


Рис. 12. Формування навчальних вибірок НМ

Використання комітету НМ дозволяє досягти стану, коли імпульсні завади обов'язково попадуть тільки в число тих результатів, які повинні відтворити НМ, а тому повинні бути виявленими. Кількість НМ у комітеті визначається структурою використаних НМ і відповідає сумарній кількості їх входів та виходів. Дослідження методу показали, що загальна кількість навчань комітету НМ складає  $(P+1)*(2+R)$ , де  $P$  – число входних нейронів НМ, а  $R$  – число результатів вимірювання,

спотворених імпульсною завадою, тоді як відомим методом, що базується на численних перехресних перевірках, ця величина рівна  $N+N(N-1)+N(N-(1+L))=N(2N-(1+L))$ , де  $N$  - кількість результатів вимірювань у ряді. Перевага методу полягає у значно меншій обчислювальній складності. Наприклад, щоб переконатися у відсутності впливу імпульсних завад на ряд, який містить 100 результатів вимірювань, відомим методом треба високоточно навчати НМ 19900 разів, тоді як розробленим методом достатньо 48 разів при  $P=5$  і  $R=6$ .

На рис. 13. представлено результати усунення 6 імпульсних завад (з амплітудою, вищою на 20% від номінального значення) неперіодичної функції  $y = \sqrt{x} + \sin(x)$ , зашумленої випадковими завадами, розподіленими за нормальним законом розподілу із середнім значенням 0 і середньоквадратичним відхиленням 1.

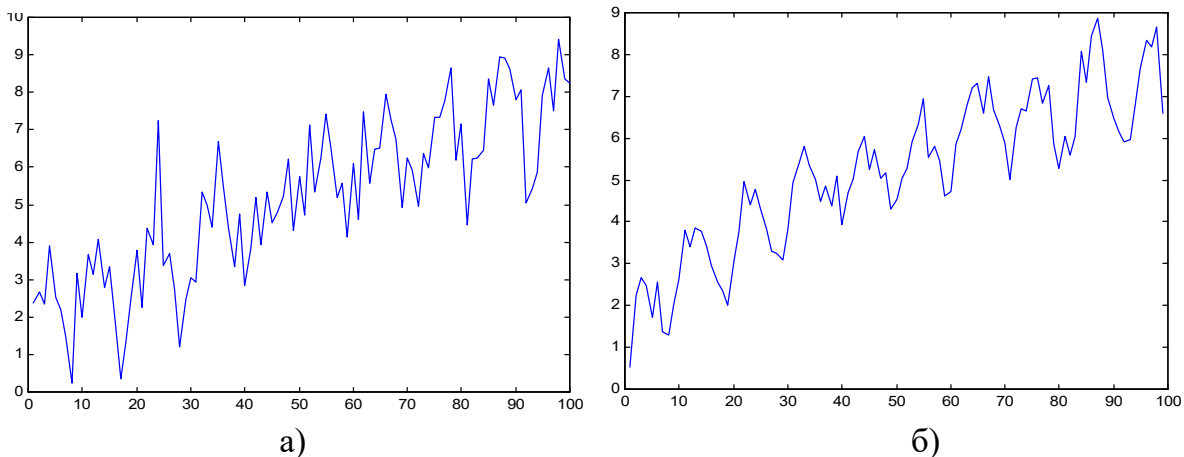


Рис. 13. Усунення імпульсних завад: а) функція, що містить імпульсні завади; б) результати виконання методу



Слід відзначити, що метод коригує також члени ряду результатів спостереження, значення яких спотворені максимальними відхиленнями випадкової шумової завади, що покращує форму сигналу. Метод є універсальнішим, ніж критерій 3-сігма (усуває імпульсні шуми при зміні вхідного сигналу АЦ перетворювача), і ефективніший, ніж відомі цифрові фільтри.

Для усунення випадкових завад розроблено метод середньоквадратичних вагових коефіцієнтів (СКВК), в основі якого лежить принцип обробки сенсорних даних у дистрибутивних мережах. Метод СКВК містить три основні етапи. На першому забезпечується відсів грубих похибок вимірювань на основі квантілей розподілу випадкових величин. На другому розраховується середньозважена величина відхилень показів сенсорів від середнього значення сигналу  $\bar{X}_{pez} = \left( \sum_{i=1}^n \bar{X}_i \right) / n$ , де  $\bar{X}_i = \left( \sum_{j=1}^n k_{ij} x_{ij} \right) / \sum_{j=1}^n k_{ij}$ , де  $k_{ij} = (x_{ij} - \bar{x}_i)^{-2}$ . Значення  $n$  - загальна кількість сенсорів. Експериментальні дослідження методу СКВК при нормальному, експоненціальному, рівномірному і рівнобедреного трикутника законах розподілу похибок вимірювань показали в середньому в 3 рази вищу точність при неточних вхідних сенсорних показах, що дозволяє підвищувати достовірність ЛКС АМР шляхом подавлення завад.

## ОСНОВНІ РЕЗУЛЬТАТИ РОБОТИ ТА 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 ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ**

1. Коваль В. Злиття структурованого світла і відеозображення для управління мобільним роботом // Искусственный интеллект. – Донецьк. – 2004. – №1. – С.52-59.
2. Коваль В. Спосіб виявлення перешкод мобільного робота з використанням технології злиття показів різнорідних сенсорів // Автоматизированные системы управления и приборы автоматики. – Харьков. – 2004. – Вып. 126. – С. 128-135.
3. Палій І., Турчанко В., Коваль В., Саченко А. Підхід до ідентифікації та нейромережного розпізнавання номерного знаку транспортного засобу // Вісник Технологічного університету Поділля. – Хмельницький. – 2004. – Ч.1. – Т.3(60). – №2. – С. 19-23.
4. Adamiv O., Koval V., Turchenko I. Predetermined movement of mobile robot using neural networks // Computing. - Ternopil (Ukraine). – 2003. – Vol.2(2). – P. 64-68.
5. Коваль В. Вдосконалений метод побудови локальної карти середовища мобільного робота // Вісник Тернопільського державного технічного університету ім. І.Пулюя. – 2003. – Т.8. – №2. – С. 80-88.
6. Mihali R., Sobh T., Koval V., Korkishko T., Sachenko A. Web based virtual robot prototyping and manufacturing // Computing. – Ternopil (Ukraine). – 2002. – Vol.1(2). – P. 95-100.
7. 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.
8. 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.
  9. Коваль В. Алгоритм конкурентного слияния сенсорных данных в мультисенсорных системах // Датчики и системы. – 2002. – №7 (38). – P.39-41.
  10. 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.
  11. Koval V., Turchenko V., Kochan V., Sachenko A., Markowsky G. Smart license plate recognition system based on image processing using neural network // Computing. – Ternopil (Ukraine). – 2003. – Vol. 2(2). – P. 40-46.
  12. Коваль В., Саченко А., Васильків Н., Алгоритми об'єднання даних в інтелектуальних дистрибутивних сенсорних мережах // Вісник Тернопільської академії народного господарства. – 2000. – №10. – С. 24-30.
  13. 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.
  14. 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.
  15. Кочан Р., Карачка А., Коваль В. Датчик угла наклона с встроенным интерфейсом // Сб. матер. XIV научн.-техн. конф. "Датчики и преобразователи информации систем измерения, контроля и управления ДАТЧИК-2002". – Москва: МГИЭМ, 2002. – С. 134.
  16. 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.

## АНОТАЦІЯ

**Коваль В.С. Методи та алгоритми побудови карти середовища мобільного робота з використанням злиття сенсорних даних. – Рукопис.**

Дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук за спеціальністю 05.13.23 – "Системи та засоби штучного інтелекту". Державний науково-дослідний інститут інформаційної інфраструктури, Львів, 2004.

Дисертація присвячена вдосконаленню відомих та розробці нових методів побудови карти середовища мобільного робота з використанням злиття сенсорних даних, які використовуються при навігації мобільних роботів в складних неструктурованих довкіллях. Запропоновано три нові методи побудови локальної карти середовища в полярній системі координат та у вигляді сітки зайнятості в 3D

просторі, що базуються на статистичній і нейромережевій обробці показів ультразвукових та інфрачервоних сенсорів, а також на використанні структурованого світла і відеокамери, що дозволило зменшити обчислювальну складність в 2 рази та підвищити точність карти середовища в 1.6-6 разів. Розроблено структуру інтелектуальної підсистеми керування мобільним роботом, де шляхом оцінки часових затримок основних модулів робота обґрунтовано вибір обчислювальних засобів для задачі побудови карти середовища. Розроблено структуру програмного забезпечення системи керування мобільним роботом, яка дозволяє обґрунтувати структури даних на даталогічному рівні, а також адаптувати протокол взаємодії клієнт-сервер. Запропоновано два методи підвищення достовірності карти середовища мобільного робота шляхом подавлення завад в середньому у 3 рази. Впроваджено розроблені програмні і апаратні засоби для безперешкодної навігації мобільних роботів.

**Ключові слова:** автономний мобільний робот, локальна карта середовища робота, штучна нейронна мережа, навчальна вибірка нейронної мережі, злиття даних, попередня обробка даних.

## АНОТАЦІЯ

**Коваль В.С. Методы и алгоритмы построения карты среды мобильного робота с использованием слияния сенсорных данных. – Рукопись.**

Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 05.13.23 – "Системы и средства искусственного интеллекта". Государственный научно-исследовательский институт информационной инфраструктуры, Львов, 2004.

Диссертация посвящена совершенствованию известных и разработке новых методов построения карты среды мобильного робота с использованием слияния сенсорных данных, которые применяются при навигации мобильных роботов в сложных неструктурированных средах. В частности, предложено три новых метода построения локальной карты среды в полярной системе координат и в форме сетки занятости в 3D пространстве, которые базируются на статистической и нейросетевой обработке показаний ультразвуковых и инфракрасных сенсоров, а также на использовании структурированного света и видеокамеры, что позволяет уменьшить вычислительную сложность в 2 раза и повысить точность карты среды в 1,6-6 раза. Разработана структура интеллектуальной подсистемы управления мобильным роботом, где путем оценки временных задержек основных модулей робота аргументирован выбор вычислительных средств решения задачи построения карты среды. Разработанная структура программного обеспечения системы управления мобильным роботом позволяет обосновать структуры данных на даталогическом уровне, а также адаптировать протокол взаимодействия клиент-сервер. Предложено два метода повышения достоверности карты среды мобильного робота, путем подавления помех в среднем в 3 раза. Разработанные программные и аппаратные средства внедрены для беспрепятственной навигации мобильных роботов.

В первом разделе проанализированы существующие методы построения локальной карты среды (ЛКС) с использованием технологий слияния показаний

однородных и разнородных сенсоров. Задача построения карты среды рассматривается как фундаментальная, без которой невозможна беспрепятственная навигация мобильных роботов. При этом проведенный анализ известных решений показал необходимость разработки новых и усовершенствование известных методов построения ЛКС. Установлено, что для построения ЛКС наиболее эффективными по критериям точности, стоимости, потребляемой мощности, механической простоты и скорости получения данных, являются комбинации ультразвуковых, инфракрасных и видеосенсоров.

Во втором разделе разработаны и экспериментально исследованы три новых метода построения ЛКС, которые позволяют достичь высшей точности и скорости обработки сенсорных данных за счет слияния сенсорных данных (sensor fusion). Первый метод обеспечивает построение ЛКС в полярной системе координат в диапазоне  $0..180^\circ$  с шагом  $1^\circ$  за счет статистической обработки показаний ультразвуковых и инфракрасных сенсоров. Как показано в диссертации, предложенный статистический метод построения ЛКС позволяет уменьшить вычислительную сложность в 2 раза при одновременном повышении точности определения преград мобильного робота в 1.8 раза. Метод является более универсальным относительно расположения сенсоров мобильного робота.

Второй метод базируется на использовании двух аппроксимирующих нейронных сетей и показаниях ультразвуковых и инфракрасных сенсоров для построения ЛКС в полярной системе координат в диапазоне  $0..180^\circ$  с шагом  $1^\circ$ . Особенность метода состоит в использовании средств интеллекта, что позволяет строить карту среды даже при неточных сенсорных данных. Экспериментальные исследования нейросетевого метода показали меньшую алгоритмическую сложность и высшую в 1,5- 4 раза точность.

Третий метод базируется на использование структурированного света и видеокамеры для построения ЛКС в 3D пространстве с помощью сетки занятости, за счет чего позволяет в 2,5-3 раза увеличить точность в сравнении с предыдущими методами. Особенность применения метода состоит в том, что он может использоваться в тех средах функционирования мобильного робота, где применение активных сенсоров невозможно (например, вакуум и т.п.).

В третьем разделе предложена структура интеллектуальной подсистемы управления навигацией мобильного робота. При этом анализ временных задержек основных модулей робота позволяет сформировать рекомендации необходимой производительности вычислительных средств для задачи построения ЛКС. Анализ структуры учитывает скорость передвижения мобильного робота и ошибку его позиционирования в пространстве. Разработана также структура программного обеспечения системы управления мобильным роботом, которая позволяет обосновать структуры данных ЛКС на даталогическом уровне, а также адаптировать протокол взаимодействия клиент-сервер.

В четвертом разделе представлены результаты экспериментальных исследований, тестирования и внедрения предложенных методов построения ЛКС. Кроме того, предложено два новых метода предварительной обработки сенсорных данных, которые позволяют повысить достоверность построения карты среды за счет подавления сенсорных шумов в среднем в 3 раза.

**Ключевые слова:** автономный мобильный робот, локальная карта среды робота, искусственная нейронная сеть, обучающая выборка нейронной сети, слияние сенсорных данных, предварительная обработка данных.

## ABSTRACT

**Koval V.S. The methods and algorithms of mobile robot map building using sensor fusion techniques. – Manuscript.**

Dissertation for Ph.D. (candidate of science) degree on specialty 05.13.23 – systems and means of artificial intelligence. State Research Institute of Information Infrastructure, Lviv, 2004.

This dissertation was devoted to improvement of existing and development of new methods for local area map building of mobile robot using sensor fusion techniques. Such task is arisen in unstructured environment for navigation of mobile robots. In particular, three new methods of local area map building are offered using polar coordinate system and occupancy grid in 3D space. These methods are based on statistical and artificial neural network methods fusing of ultrasonic and infrared sensors, and also fusing of structured light and video camera. Application of proposed methods allows to decrease computational complexity in 2 times and to increase the accuracy of local area map in 1.6-6 times. The structure of intelligent mobile robot control subsystem was developed. The selection of necessary computing facilities for the task of local area map building was proved based on processing time delays of basic modules of mobile robot. The software structure for mobile robot control system was developed, that allow proving data structures at data-logical level, and updating client-server protocol. Two methods for increasing of local area map validity of mobile robot are offered. These methods allow to provide noise elimination in 3 times on average. The software and hardware where implemented for navigation of mobile robots.

**Keywords:** mobile robot, local area map of mobile robot, artificial neural network, training set of neural network, sensor fusion, data processing.







Підписано до друку 31.10.2004р.  
Формат 60x84 <sup>1</sup>/<sub>16</sub>. Папір офсетний. Друк на різнографі.  
Обл.-вид. арк. 0,9. Тираж 140 прим. Зам. №77.

Віддруковано у видавництві "Економічна думка"  
Тернопільської академії народного господарства  
46004, м. Тернопіль, вул. Львівська 3, тел. 43-22-18