# ТРАНСПОРТНІ СИСТЕМИ

УДК 681.783.325(045)

**М. П. Мухіна,** канд. техн. наук., доц.

## АЛГОРИТМ КОМПЛЕКСУВАННЯ ВІЗУАЛЬНИХ ДАНИХ З ДАЛЕКОМІРНИМИ ВИМІРЮВАННЯМИ ДЛЯ ОДНОЧАСНОГО ПОЗИЦІОНУВАННЯ ТА КАРТОГРАФУВАННЯ (SLAM)

Інститут електроніки і систем управління НАУ, e-mail: fsu@nau.edu.ua

*Проаналізовано методи виділення характерних об'єктів навколишнього середовища для одночасного позиціонування та картографування (SLAM – Simultaneous Localization And Mapping). Розглянуто варіант комплексного використання порогових методів та методів виділення країв для побудови контуру контрастних об'єктів. Розроблено алгоритм сумісного використання далекомірних вимірювань для відбраковування контурів, що не збігаються з реальними фізичними об'єктами, тобто тих, від яких не відбивається сигнал. Показано, що розроблений алгоритм значно підвищує точність та стабільність виявлення характерних особливостей середовища, придатних для використання в SLAM.*

**Ключові слова:** позиціонування, картографування, пороговий метод, метод виділення країв, супервізорні прибори, комплексування даних.

**Актуальність дослідження.** Ефективне розв'язання широкого класу завдань, пов'язаних з обробкою відеоряду в масштабі реального часу для SLAM великою мірою залежить від правильного вибору характерних особливостей навколишнього середовища, до яких буде здійснюватися прив'язка. Завдання SLAM полягає в такому. Припустімо, що об'єкт (наприклад, робот) поміщено в абсолютно невідомому середовищі, і його початкове місцеположення невідоме. Одночасне позиціонування та картографування полягає в складанні карти місцевості з *одночасним* неперервним визначенням свого положення на цій карті. Розв'язання такого завдання дозволить створити дійсно автономного робота, який з однаковою ефективністю буде визначати місцеположення як у великому місті, так і на віддаленій планеті.

Основна проблема як картографування, так і позиціонування полягає у виборі таких об'єктів середовища (характерних особливостей), які, по-перше, є стаціонарними матеріальними об'єктами, по-друге, можна спостерігати протягом тривалого часу. До них здійснюється прив'язка положення та орієнтації робота, координати об'єктів (звичайно, що координати є цілком умовними в певній локальній системі координат) заносяться на карту. Надалі коректність вибору може бути перевірена шляхом „впізнавання" місцевості та повернення робота до початкової точки руху. Таким чином, для руху робота необхідно обирати характерні особливості середовища, які пропонується визначати шляхом комплексування даних від відеокамер та вимірювань від далекомірів. Це дозволить обрати тільки ті спостережувані об'єкти, що мають матеріальність і є непроникними для сигналу далекоміра.

**Постановка завдання.** Будемо вважати, що пошук характерного об'єкта здійснюється за сукупністю даних від камери та далекоміра, що одночасно сканують одну й ту саму ділянку простору. Для простоти міркувань будемо вважати, що камера та далекомір установлено в одній точці, а їх системи координат збігаються (рис. 1).

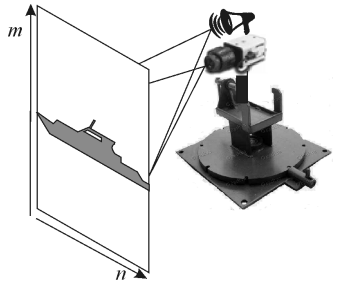



Рис. 1. Камера та далекомір, установлені на рухомій поворотній основі

Від камери надходить інформація у формі кадру розміром $n \times m$ пікселів у півтоновому форматі (відтінки сірого). Значення кожного піксела буде описуватися характерною функцією $f(x, y)$, яка може набувати значення у діапазоні від 0 (чорний) до 255 (білий). Дані далекоміра будуть

подаватися у вигляді масиву значень відстані, масштабованого до розмірів кадру завдяки процедурі візуалізації далекомірних даних (рис. 2).

*а* *б*

Рис. 2. Зображення матеріального об'єкта: *а* – від камери [1]; *б* – візуалізація далекоміра

При цьому вважається, що характерні об'єкти обираються за такими критеріями:

– явно виражена контрастність;

– явно виражені замкнені контури об'єкта;

– відповідність між візуальним об'єктом та даними далекоміра, що вказують на перебування матеріального об'єкта в заданій ділянці, який і відбиває сигнал.

Зображення від камери можна подати у вигляді множини:

$$f(x,y) = I_{\text{к}}(x,y),\ I \in \overline{0,255},\ x \in \overline{1,m},\ y \in \overline{1,n}.$$

Візуалізацію даних від далекоміра можна подати у вигляді множини:

$$f(x,y) = I_{\text{д}}(x,y),\ I \in \overline{0,255},\ x \in \overline{1,m},\ y \in \overline{1,n}.$$

Тут $x$ та $y$ відповідають координатам місцеположення кожного піксела зображення; $n$, $m$ – розміри зображення.

Таким чином, необхідно обробити зображення від відеокамери, знайти краї та області з однаковою контрастністю, потім співвіднести його із візуалізованими даними далекоміра та виділити загальні ділянки/контури, що з певною ймовірністю будуть належати шуканому матеріальному об'єкту, до якого можна здійснити прив'язку. Тобто результатом розв'язання поставленого завдання має бути зображення, на якому тільки фон та об'єкт, що можна подати у такому вигляді:

$$I(x,y),\ I \in \overline{0,1},\ x \in \overline{1,m},\ y \in \overline{1,n},$$

де нуль відповідає кольору фону, одиниця – кольору об'єкта.

**Аналіз існуючих підходів.** Детальний огляд та аналіз проблеми розв'язання SLAM був зроблений в праці [2]. Зокрема, одним з базових методів вважається розширений фільтр Калмана, який відрізняється обчислювальною складністю у процесі його практичної реалізації. Крім того, цей метод потребує адекватної моделі як руху об'єкта, так і моделей спостереження, тобто системи датчиків. Частково труднощі усуваються за допомогою швидкого алгоритму SLAM на основі використання фільтра частинок (Rao-Blackwellized фільтра) за рахунок зменшення розмірності простору станів. Проте його практичне використання на тривалому проміжку часу призводить до того, що система вироджується через неможливість «забувати» попередні спостереження.

Щодо практичної реалізації методів SLAM, то найбільше робіт присвячено візуальним SLAM, що ґрунтуються на опрацюванні візуальної інформації про навколишнє середовище,

виявлення *відомих* (або характерних) особливостей (орієнтирів) та позиціонування через вимірювання відстані та орієнтацію об'єкта відносно орієнтира [3].

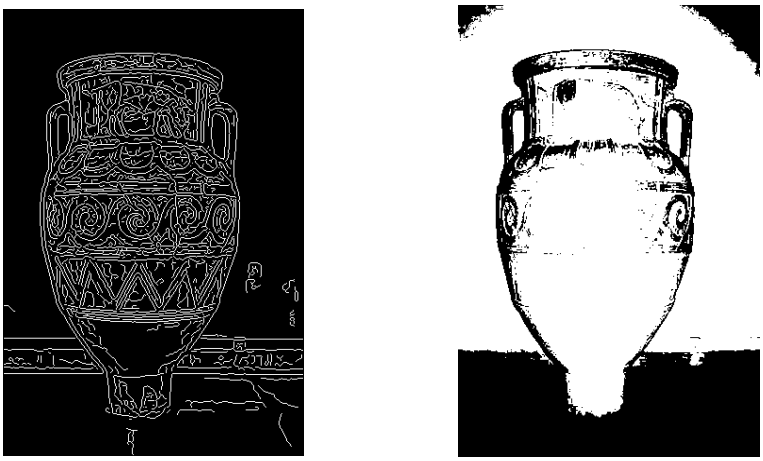
Для оброблення зображень у SLAM широко використовують різні методи сегментації. Більшість алгоритмів сегментації можна розділити на дві основні групи: методи, що ґрунтуються на виділенні країв (тобто меж ділянок, де відбувається різкий перехід інтенсивності кольору), та методи пошуку однорідних за певною ознакою ділянок та їх відокремлення.

Методи виділення країв розподіляються на градієнтні методи та методи Лапласа. Результатом оброблення зображення обома методами буде чорно-біле зображення з тонкими контурами, що й характеризують *видимі* межі переходів кольору. Для SLAM необхідно розв'язати завдання замикання контурів та його подання у формі, зручній для подальшої комп'ютерної обробки, тобто побудови морфологічної моделі. У деяких випадках, коли відстежуваний об'єкт має неоднорідну за кольором і текстурою форму, то він буде мати декілька контурів, які необхідно об'єднувати. Якщо об'єкт рухається й періодично змінює свою візуальну форму (повороти, відсвічування на сонці, перекриття іншими контрастними об'єктами), то необхідно будувати динамічну модель контуру.

Методи виділення однорідних ділянок, до яких належать порогові методи, методи нарощування ділянок, методи морфологічного водоподілу тощо, характеризують *кожен* піксел зображення як такий, що належить одній з ділянок. Побудова морфологічної моделі таких ділянок значно спрощується, оскільки легко можна визначити основні геометричні характеристики: площу, периметр, центр ваги, орієнтацію та ін.

Для пошуку відповідностей між даними далекоміра та відеокамер можливе використання супервізорних критеріїв оцінювання, що досить детально були проаналізовані в праці [4].

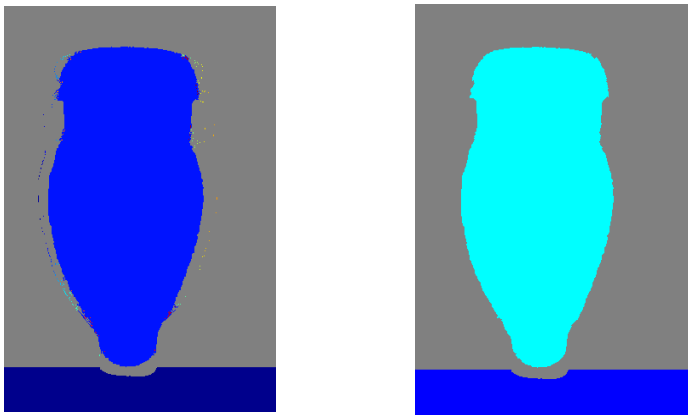
**Алгоритм оброблення зображення для пошуку контурів та ділянок з однаковою контрастністю.** Алгоритмом сегментації зображення для виділення контурів об'єкта був обраний алгоритм Канні [5] як такий, що відповідає вимогам завадостійкості на зображенні та виокремлює контури різних напрямків. Зображення оброблювалося також пороговими методами сегментації за методом Оцу. Результати показано на рис. 3.



*а* *б*

Рис. 3. Зображення матеріального об'єкта: *а* – оброблення за методом Канні; *б* – оброблення пороговими методами за Оцу

Отримані зображення піддавалися морфологічному аналізу на замкненість простих бінарних об'єктів та визначенню їх характеристик, зокрема площі та довжини контуру. Попереднє оброблення за цим методом показано на рис. 4. Тут подано: а) оброблення зображення, отриманого за методом Оцу, що дозволило виділити 157 замкнених бінарних об'єктів, б) те саме зображення після морфологічного аналізу та видалення об'єктів, площа яких менша від деякого встановленого значення (в розглядуваному випадку 200 пікселів). Для зображення, отриманого за методом Кенні, як критерій відбору взято мінімальну довжину контуру та враховано ознаку його замкненості.



*а* *б*

Рис. 4. Оброблене зображення: *а* – за методом Оцу; *б* – після морфологічного аналізу

Далі було виконано комплексування двох отриманих зображень за найпростішим принципом пошуку відповідностей між двома множинами $I_{\text{Кенні}}\{x, y\}$ та $I_{\text{Оцу}}\{x, y\}$. Як критерій комплексування даних використано модифікований супервізорний критерій [4]:

$$FOM(L_{\text{K}i}, L_{\text{O}i}) = \frac{1}{\max\{\text{card}(I_{\text{Кенні}}), \text{card}(I_{\text{Оцу}})\}} \sum_{i=1}^{\text{card}(I)} \frac{1}{1+d^2(i)}, \quad (1)$$

де card($I_{\text{Кенні}}$) – кількість пікселів у множині $I_{\text{Кенні}}$ усіх бінарних замкнених об'єктів, card($I_{\text{Оцу}}$) – кількість пікселів у множині $I_{\text{Оцу}}$ всіх бінарних замкнених об'єктів; $d(i)$ – відстань між $i$-ми пікселами відповідно в обох множинах; $L_{\text{K}i}$ – $i$-й контур у множині $I_{\text{Кенні}}$ ,$L_{\text{O}i}$ – $i$-й контур у множині $I_{\text{Оцу}}$.

За значень критерію, менших за граничні, що визначаються апріорними даними про можливі розміри фізичних об'єктів, вказаний контур вилучається із обох множин $I_{\text{Кенні}}\{x,y\}$ та $I_{\text{Оцу}}\{x,y\}$. Таким чином, наприкінці процедури комплексування залишається лише декілька контурів, які ймовірно належать об'єкту. Результат комплексування показано на рис. 5.

Таку саму процедуру проводили для візуалізованих даних далекоміра, тобто зображення обробляли за методами Оцу та Кенні, а потім за запропонованим алгоритмом комплексування визначали спільні контури об'єкта. Результат показано на рис. 6.

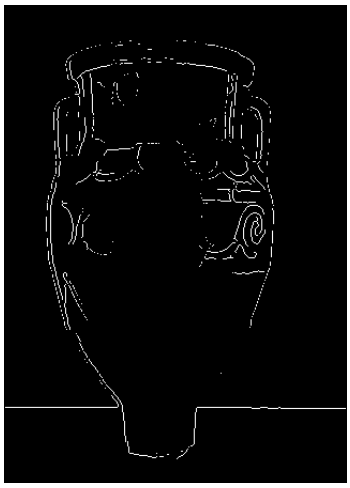


Рис. 5. Результат комплексування зображення, отриманого з камери, за методами Оцу та Кенні

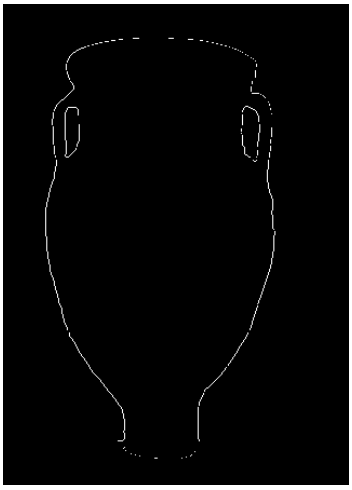


Рис. 6. Результат комплексування візуалізованих даних за методами Оцу та Кенні

Рекурентне використання вказаного алгоритму комплексування вже для двох отриманих зображень (рис. 5, 6) дозволило визначити кінцевий результат обробки як замкненого контуру, причому замкнення контуру здійснювалося штучним шляхом.

Таким чином, розроблений алгоритм складається з таких кроків:

1. Попереднє оброблення зображення, отриманого від камери $I_{кам}\{x, y\}$, за методами Оцу та Кенні → результатом є дві множини $I_{Кенні}\{x, y\}$ та $I_{Оцу}\{x, y\}$.

2. Комплексування двох зображень $I_{Кенні}\{x, y\}$ та $I_{Оцу}\{x, y\}$ за запропонованим алгоритмом:

2.1. Цикл від 0 до $\max\{\mathrm{card}(I_{Кенні}), \mathrm{card}(I_{Оцу})\}$.

2.2. Визначення величини критерію (1) для кожної пари контурів $L_{Кi}\{x, y\}$, $L_{Оi}\{x, y\}$.

2.3. Вибракування контурів, якщо для них не виконується умова $FOM(L_{Кi}, L_{Оi}) < \Delta$, тобто відповідні значення пікселів у цих контурах обнулюються $L_{Кi}\{x, y\}, L_{Оi}\{x, y\} \equiv 0$.

2.4. Повернення до пункту 2.1 → результатом є зображення $I_{кам}\{x, y\}$.

3. Попереднє оброблення візуалізованих даних, отриманих від далекоміра, за методами Оцу та Кенні → результатом є дві множини $I_{Кенні}\{x, y\}$ та $I_{Оцу}\{x, y\}$.

4. Комплексування двох зображень $I_{Кенні}\{x, y\}$ та $I_{Оцу}\{x, y\}$ за запропонованим алгоритмом:

4.1. Цикл від 0 до $\max\{\mathrm{card}(I_{Кенні}), \mathrm{card}(I_{Оцу})\}$.

4.2. Визначення величини критерію (1) для кожної пари контурів $L_{Кi}\{x, y\}$, $L_{Оi}\{x, y\}$.

4.3. Вибракування контурів, якщо для них не виконується умова $FOM(L_{Кi}, L_{Оi}) < \Delta$, тобто відповідні значення пікселів у цих контурах обнулюються $L_{Кi}\{x, y\}, L_{Оi}\{x, y\} \equiv 0$.

4.4. Повернення до пункту 4.1→ результатом є зображення $I_{дал}\{x, y\}$.

5. Комплексування двох зображень $I_{кам}\{x, y\}$ та $I_{дал}\{x, y\}$ за запропонованим алгоритмом:

5.1. Цикл від 0 до $\max\{\mathrm{card}(I_{кам}), \mathrm{card}(I_{дал})\}$

5.2. Визначення величини критерію (1) для кожної пари контурів $L_{Кi}\{x, y\}$, $L_{Дi}\{x, y\}$.

5.3. Вибраковка контурів, якщо для них не виконується умова $FOM(L_{Кi}, L_{Оi}) < \Delta$, тобто відповідні значення пікселей у цих контурах обнулюються $L_{Кi}\{x, y\}, L_{Дi}\{x, y\} \equiv 0$.

5.4. Повернення до пункту 5.1→ результатом є зображення $I_{рез}\{x, y\}$.

**Оцінювання результатів.** Ефективність запропонованого алгоритму комплексування даних оцінювали за критерієм відповідності між істинною формою об'єкта (ІФО) та визначеним контуром за такими параметрами як довжина контуру та площа замкненої фігури, що утворювалась контуром. Результати оцінювання показано на рис. 7, 8 для різних об'єктів (табл. 1, 2).

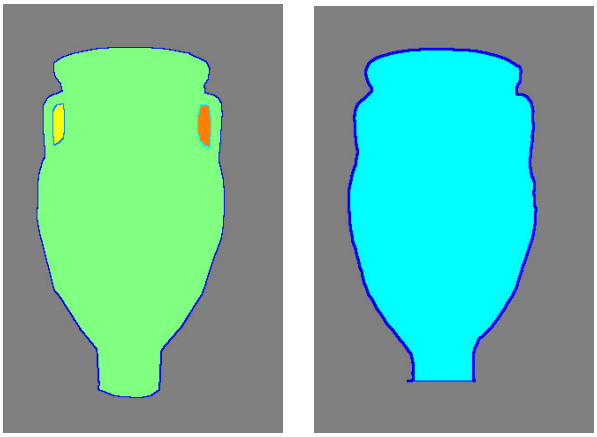


Рис. 7. Істинна форма об'єкта та визначений контур для об'єкта типу ваза

*Таблиця 1*

**Результати оцінювання для об'єкта типу ваза**

| Параметр | ІФО | Визначений контур |
|---|---|---|
| Площа | 61678 | 60678 |
| Периметр | 1091,1 | 1051,2 |

Точність комплексування з використанням довжини контуру $\varepsilon_{кон}$ визначали так:

$$\varepsilon_{кон} = \frac{P_{кон}}{P_{ІФО}},$$

де $P_{кон}$ – периметр визначеного контуру; $P_{ІФО}$ – периметр ІФО.

Для зображення: $\varepsilon_{кон} = \frac{1051,2}{1091,1} \cdot 100 = 96,34\%$.

Точність комплексування з використанням площі замкненої фігури $\varepsilon_S$ визначалась як:

$$\varepsilon_S = \frac{S_{кон}}{S_{ІФО}}.$$

де – $S_{кон}$ площа визначеного об'єкта; $S_{ІФО}$ – площа ІФО об'єкта.

Для поданого зображення: $\varepsilon_S = \frac{60678}{61678} \cdot 100 = 98,38\%$.

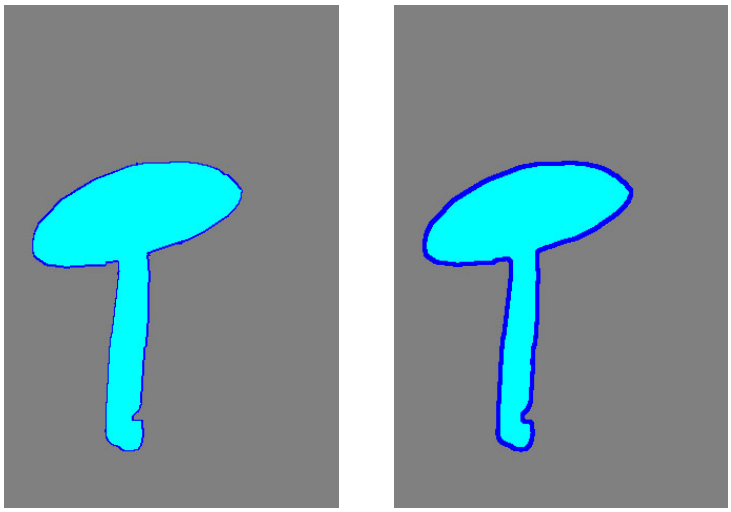


Рис. 8. Істинна форма об'єкта та визначений контур для об'єкта типу гриб

*Таблиця 2*

**Результати оцінювання для об'єкта типу гриб**

| Параметр | ІФО | Визначений контур |
|---|---|---|
| Площа | 18692 | 15996 |
| Периметр | 884,98 | 855,33 |

Точність визначення контуру: $\varepsilon_{кон} = \frac{855,33}{884,98} \cdot 100 = 96,65\%$.

Точність визначення об'єкта: $\varepsilon_S = \frac{15996}{18692} \cdot 100 = 85,58\%$.

**Висновки.** Таким чином, було запропоновано алгоритм комплексування візуальних даних та інформації від далекомірних датчиків. Як критерій було обрано модифікований супервізорний критерій. За результатами оброблення різних типів зображень запропоновано для оцінювання

ефективності використовувати відносну похибку визначення контуру і площі реального об'єкта та його істинної форми. Показано, що розроблений алгоритм значно підвищує точність і стабільність виявлення характерних особливостей середовища, придатних для використання в SLAM, а його точність становить 80 – 90 %.

**Список літератури**


1. Berkeley Segmentation Dataset – база зображень університета Берклі, [Електронний ресурс]. – режим доступу: http://www.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/grouping/segbench.
2. *Durrant-Whyte, H* Simultaneous localization and mapping: part I / Durrant-Whyte, H. Bailey, T. // Robotics & Automation Magazine, IEEE. – Vol. 13. – 2006. – P. 99 – 110.
3. *Andrew J. Davison, Yolanda Gonzalez Cid, Nobuyuki Kita* Real-time 3D slam with wide-angle vision // 5th IFAC/EURON Symposium on Intelligent Autonomous Vehicles, Instituto Superior Técnico, Lisboa, Portugal, July 5 – 7, 2004. – P. 120 – 124.
4. *Левашкина А. О., Поршнев С. В.* Исследование супервизорных критериев оценки качества сегментации изображений // Известия Томского политехн. ун-та. 2008. Т. 313, № 5. – С. 28 – 33.
5. *Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods* "Digital Image Processing" Second Edition, ISBN 0-201-18075-8, Copyright &copy2002 by Prentice-Hall, Inc. – 716 p.


М. П. Мухина

**Алгоритм комплексирования визуальных данных с дальномерными измерениями для одновременного позиционирования и картографирования (SLAM)**

Проведен анализ существующих методов выделения характерных объектов окружающей среды для задач одновременного позиционирования и картографирования *(SLAM – Simultaneous Localization And Mapping)*. Рассмотрен вариант комплексного использования пороговых методов и методов выделения краев для построения контура контрастных объектов. Разработан алгоритм совместного использования дальномерных измерений для отбраковки контуров, которые не совпадают с реальными физическими объектами, т. е. тех, от которых отражается сигнал. Показано, что разработанный алгоритм значительно повышает точность и стабильность выявление характерных особенностей среды, пригодных для использования в *SLAM*.

M. P. Mukhina

**Algorithm of data fusion for visual data and range meter measurements for the problem of simultaneous localization and mapping (SLAM)**

The analysis of existing methods for detection of characteristic objects in environment is performed for the problem of Simultaneous Localization And Mapping (SLAM). The variant of integrated use of threshold methods and edge detection methods is considered for building the contours of contrast object. The algorithm of integrated use of range measurements is developed to reject the contours, which are not coincided with real physical objects, that is, those which reflect signal. It is shown that the developed algorithm sufficiently increases the accuracy and stability of detection of environment features, suitable for use in SLAM.