

УДК 004.932

DOI 10.36910/10.36910/6775-2313-5352-2023-23-10

Полярус О.В., Поляков Є.О., Ібрагімов Ш.Г., Хоменко Ю.С.

Харківський національний автомобільно-дорожній університет, м. Харків, Україна

МОДЕЛЬ КОЛЬОРОВОСТІ ОБ'ЄКТІВ НА ФОНІ ДОВІЛЬНОЇ МІСЦЕВОСТІ

В останні роки значно зріс інтерес до використання автономних мобільних роботів (АМР) в сферах людської діяльності, пов'язаних з безпекою і військовими операціями. Такі роботи повинні слабо залежати від GPS і самостійно орієнтуватися на незнайомій місцевості в інтересах виконання поставленого перед ними завдання. Для цього кожен робот повинен знайти на території об'єкт, який можна вважати наземним орієнтиром. Метою статті є створення нової моделі кольоровості об'єктів, що дає можливість в майбутньому відносити ці об'єкти до наземних орієнтирів і розпізнавати їх у часі, близькому до реального.

Вперше запропоновано метод з використання методу «знімків», тобто аналізу послідовних зображень, записаних на матрицю відеокамери в процесі сканування простору. Зв'язок між сусідніми кольоровими стовпцями кольоровості зображень забезпечується матрицею перетворення, яка з'єднує два сусідніх стовпця пікселів зображення шляхом інверсії Мура-Пенроуза. Похибки апроксимації свідчать про втрату лінійності перетворення, але в той же час можуть служити особливістю для виявлення наземного орієнтиру роботом. Розроблена в статті математична модель кольоровості наземного орієнтира для автономної навігації з урахуванням фону навколишньої місцевості справедлива для будь-яких навігаційних умов автономного мобільного робота в денний час, коли використовується скануюча відеокамера.

Ключові слова: автономний мобільний робот; наземний орієнтир; метод "моментальних знімків"; норма Фробеніуса; кольоровість.

Актуальність теми дослідження. В останній рік істотно зріс інтерес до використання автономних мобільних роботів (АМР) в галузях людської діяльності, що пов'язані з безпекою та військовими діями. Такі роботи повинні бути слабко залежними від GPS і самостійно орієнтуватися на незнайомій місцевості в інтересах виконання завдання, що поставлене перед ними. Для цього кожний робот повинен знайти на території об'єкт, який можна вважати наземним орієнтиром (НО). Кількість НО повинно перевищувати одиницю і відносно їх АМР створюють свою локальну систему координат, в якій пролягає їх маршрут. Функціонування систем виявлення і розпізнавання НО ґрунтується на використанні моделей орієнтирів, які відрізняються для активних та пасивних засобів. Активні засоби, наприклад, міні радари, створюють для себе ненавмисні завади, тобто сигнали, що відбиті від навколишнього фону місцевості. Пасивні засоби виявлення, наприклад, відеокамери, не мають подібного недоліку.

Постановка проблеми. При створенні математичної моделі НО потрібно забезпечити її достовірність хоча б за формою орієнтиру. Це зробити непросто бортовими засобами АМР, бо НО може знаходитись на фоні інших штучних або природних об'єктів. Найкращим наземним орієнтиром для робота можна вважати зосереджений у вертикальній площині високий об'єкт, що має малі розміри у горизонтальній площині. До таких орієнтирів можна віднести стовпи, високі дерева тощо. Розроблена заздалегідь модель НО найчастіше не буде адекватною для реальних умов. Отже, виникає завдання розробки моделі орієнтиру на основі поточних вимірювань окремих важливих параметрів. До таких параметрів належить колір НО, який у більшості випадків буде відрізнятися від кольору навколишніх об'єктів та всього фону.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. На цей час розроблено багато підходів до створення математичних моделей об'єктів, які можна віднести до НО. Для підвищення якості виявлення і розпізнавання орієнтирів сформульовані вимоги щодо стиснення і попередньої обробки зображення, його зберігання та вибору характеристик відео камери [1]. Розпізнавання орієнтирів здійснюється з використанням нечітких множин на основі порівняння отриманого зображення з шаблоном [2]. При цьому може використовуватись декілька відеокамер, інформація від яких обробляється стерео алгоритмами [3]. Якісне розпізнавання НО здійснюється на основі апріорної інформації про його зображення або в процесі панорамного опису сцен [4]. Апріорна інформація для розпізнавання об'єктів міститься в базі даних і може досягати 10 мільйонів фотографій сцен [5]. Для грубих оцінок форми орієнтиру іноді

використовують гістограми кольоровості виявлених об'єктів [6]. Порівняння з шаблонами і виявлення локальних особливостей зображень рекомендується здійснювати в хмарах точок [7]. Всі сучасні алгоритми оброблення зображень навіть для рухомих об'єктів працюють в реальному часі [8]. Багато методів розпізнавання об'єктів ґрунтуються на використанні штучних нейронних мереж [9], зокрема, мережі зворотного поширення [10] та згорткових нейронних мереж [11]. Для гнучкого розпізнавання застосовується глибоке машинне навчання на 3D-хмарах точок [12]. Під час навчання встановлюють додаткові перешкоди [10], штучно змінюють умови освітлення [13], щоб наблизити модельну ситуацію до реальної. Навчання є затратним в часі і може здійснюватися тільки кваліфікованими спеціалістами. Для автоматичного розв'язання мобільними роботами завдань в складних умовах навколишнього середовища в [14] синтезована система диференційних рівнянь для оптимального визначення в реальному часі параметрів кольоровості НО. В [15] для виявлення орієнтирів конкретної форми, зокрема, стовпів, запропоновані дві оптимізовані системи оброблення інформації про кольоровість навколишнього середовища. Одна з них ґрунтується на накопиченні зсунутих в часі сигналів кольоровості, а інша на усуненні нестационарності процесів шляхом розкладання сигналів кольоровості на моди Гільберта-Хуанга і використанні перших трьох мод, які містять інформацію про стрибки кольоровості, що обумовлені наявністю орієнтирів в полі зору відео камери.

Виділення недосліджених частин загальної проблеми. Основним недоліком наявних моделей кольоровості орієнтирів є ефективність тільки для окремих випадків, наприклад, тільки для стовпів визначеної форми. Якщо такі орієнтири відсутні на місцевості, то АМР може не виконати поставленого перед ним завдання. Виникає потреба в більш загальних моделях, які будуть придатними для широкого кола умов.

Метою статті є створення нової моделі кольоровості об'єктів, що дає можливість в майбутньому на основі цієї моделі класифікувати об'єкти як наземні орієнтири і розпізнавати їх у часі, близькому до реального.

Сутність запропонованої моделі.

Основним джерелом даних для побудови моделей є поточні вимірювання параметрів середовища, які необхідні для навігації АМР, зокрема, параметри кольоровості об'єктів в зоні огляду відеокамери. Ці параметри внаслідок зміни освітлення, попадання на об'єкт тіней, опадів тощо випадково змінюються з часом. При такому підході кількість моделей може бути необмеженою, але на практиці доцільно мати одну модель загального виду параметри якої уточнюються в процесі вимірювань кольоровості.

Розроблені моделі і алгоритми для задачі, що розглядається, повинні виявляти просторові структури на фотографіях для їх інтерпретації і можливого їх віднесення до класу наперед визначених орієнтирів. Оскільки параметри кольоровості орієнтиру і фону є випадковими, то їх моделі є статистичними. Фотографії описуються матрицями пікселів, які можуть мати високу розмірність, і тоді виникає потреба в зниженні розмірності матриць і прийнятті рішення про виявлення НО на основі матриць з пониженою розмірністю. Крім того, моделі кольоровості орієнтиру і фону мають бути лінійними, інакше їх важко подати у вигляді матриць. Змінювання кольоровості пікселів на матриці зображення при скануванні відеокамерою простору аналогічне в математичному сенсі змінюванню параметрів потоку рідини в поперечному перерізі труби. Для опису таких потоків розроблено метод "snapshots" або "моментальних зрізів" [16].

Для демонстрації методу в різних для виявлення НО умовах виберемо фотографії трьох довільних місцевостей (рисунок 1, а, б, в), на яких пізніше програмним методом буде встановлене зображення можливого наземного орієнтиру.

1) місцевість близька до однотонної за кольором і на ній відсутні якісь виділені об'єкти; наприклад, такою місцевістю може бути степ, морське узбережжя або суцільний ліс одного кольору (рисунок 1, а);

2) місцевість середньої насиченості з малою кількістю об'єктів (рисунок 1, б);

3) місцевість високої насиченості, де разом з природними елементами є штучні споруди типу будівель (рисунок 1, в).



а)



б)



в)

Рисунок 1 – Фотографії трьох типів місцевостей: а – близька до однотонної місцевість, слабо насичена; б – середньо насичена місцевість; в - місцевість високої насиченості

При моделюванні з використанням математичного пакету Matlab здійснювалось перетворення фотографії у три матриці пікселів \mathbf{R} , \mathbf{G} , \mathbf{B} , кожна з яких відповідно включає розподіл пікселів червоного, зеленого та синього кольорів по площині фотографії або матриці відеокамери. Ці матриці можна використовувати для вилучення динамічної інформації від поля кольорів знімка безпосередньо на основі послідовності моментальних знімків. Після вибору фотографії місцевості визначається квадратна матриця перетворення \mathbf{A} , яка зв'язує два сусідні стовпці (з номерами $k, k + 1$) кольоровості пікселів зображень \vec{x}_k та \vec{x}_{k+1} ,

$$\mathbf{A} \approx \vec{x}_{k+1} \cdot \vec{x}_k^\dagger, \quad (1)$$

де \vec{x}_k^\dagger є інверсією Мура-Пенроуза, тобто аналогом оберненої матриці для неквадратних матриць. Наприклад, в пакеті Matlab для червоного кольору маємо: $\mathbf{A} = \mathbf{R}(:,2) * \text{pinv}(\mathbf{R}(:,1))$, де pinv реалізує оператор інверсії для неквадратної матриці (для даного випадку, стовпця). Точність наближення (1) оцінюється у вигляді вектору-стовпця різниць (похибки апроксимації)

$$\vec{\Delta} = \vec{x}_{k+1} - \mathbf{A}\vec{x}_k \quad (2)$$

для $k = 1$. Всі елементи цього вектору є близькими до нуля. Для $k = 2$ результат значно відрізняється (рис. 2).

Максимальна абсолютна похибка кольоровості пікселів може дорівнювати 255, а мінімальна – 0. Для сусідніх стовпців з номерами 200 та 201 графік аналогічних похибок має вигляд:

Аналогічні похибки спостерігаються для будь-яких сусідніх стовпців, окрім першого і другого. Основна причина похибок апроксимації обумовлена застосування лінійного перетворення для умов, в яких зв'язок між сусідніми стовпцями став нелінійним. Матриця \mathbf{A} визначалась для зв'язку між першим та другим стовпцями, а потім застосовувалась для сусідніх зв'язків з іншими номерами. Якщо б фон був однорідним, то матриця \mathbf{A} була б майже однаковою для всіх сусідніх стовпців. В протилежному разі необхідно створити таку матрицю перетворення, елементи якої були б функціями номерів стовпців. Слід очікувати нелінійної залежності значень матриці \mathbf{A} , що визначена для різних номерів сусідніх стовпців, причому для кожного кольору \mathbf{R} , \mathbf{G} , \mathbf{B} і фону (фотографії) вид нелінійної залежності буде різний, що є недоліком такого методу

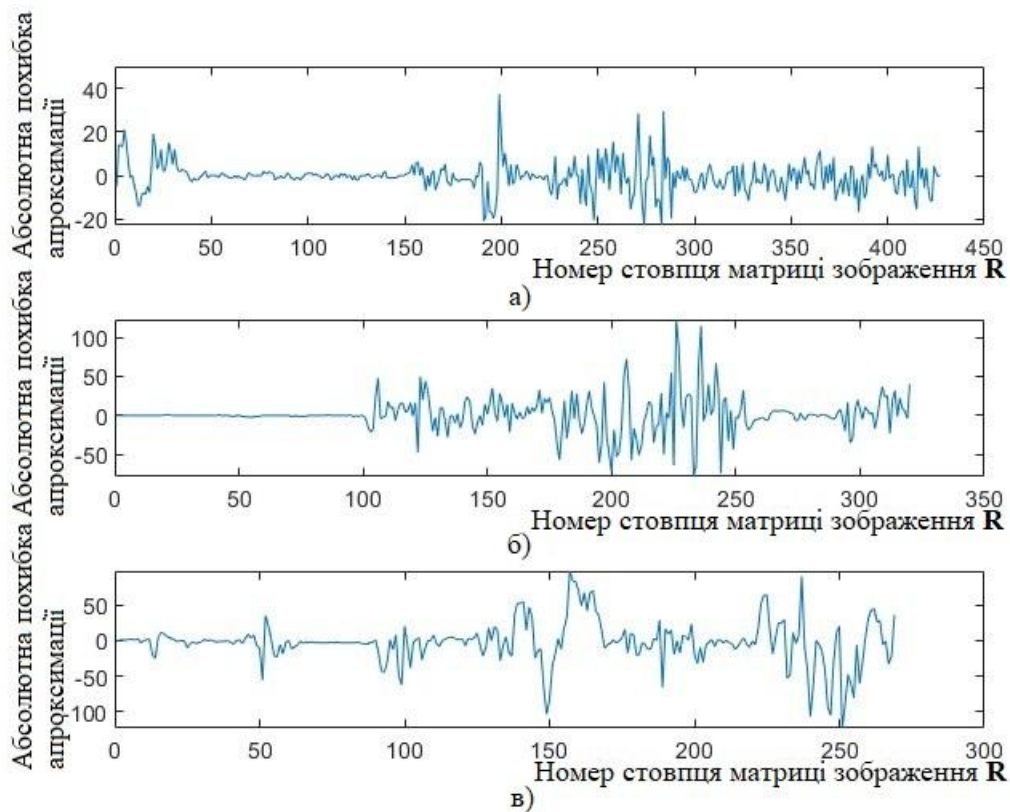


Рисунок 2 – Приклад залежності абсолютної похибки апроксимації (2) зв'язку між сусідніми стовпцями (другим і третім) від номеру стовпця матриці зображення \mathbf{R} компоненту червоного кольору: для фонів, що відповідно приведені на рисунку 1, а, б, в

Тепер оцінимо не вектор, а матрицю різниць $\vec{\Delta} = \vec{x}_{k+1} - \mathbf{A}\vec{x}_k$, де \vec{x}_k, \vec{x}_{k+1} вже є не стовпцями, а двомірними матрицями, що зсунуті на один стовпець чи більше. Матрицю кольоровості для першого фону, що має 960 стовпців, розділимо на дві половини. Розглянемо матрицю \vec{x}_k , що включає стовпці з номерами від 1 до 480, та матрицю \vec{x}_{k+1} , яка містить стовпці з номерами від 2 до 481. Тоді матриця \mathbf{A} визначається за раніше приведеною формулою з використанням програми Matlab $\mathbf{A} = \mathbf{R}(:, 2:481) * \text{pinv}(\mathbf{R}(:, 1:480))$. Для матриць похибок (2) $\vec{\Delta} = \vec{x}_{k+1} - \mathbf{A}\vec{x}_k$ більш узагальненим параметром апроксимації є норма Фробеніуса, яка обчислюється за формулою [17]

$$\|\vec{\Delta}\| = \sqrt{\sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^m \Delta_{jk}^2}. \quad (3)$$

Оскільки вона залежить від кількості елементів матриці пікселів, то для забезпечення однакових умов аналізу для різних зображень норма Фробеніуса була розділена на сумарну кількість елементів матриці. Таку норму будемо називати приведеною. Залежність цієї норми від кількості стовпців матриці \vec{x}_k показана на рис. 4.

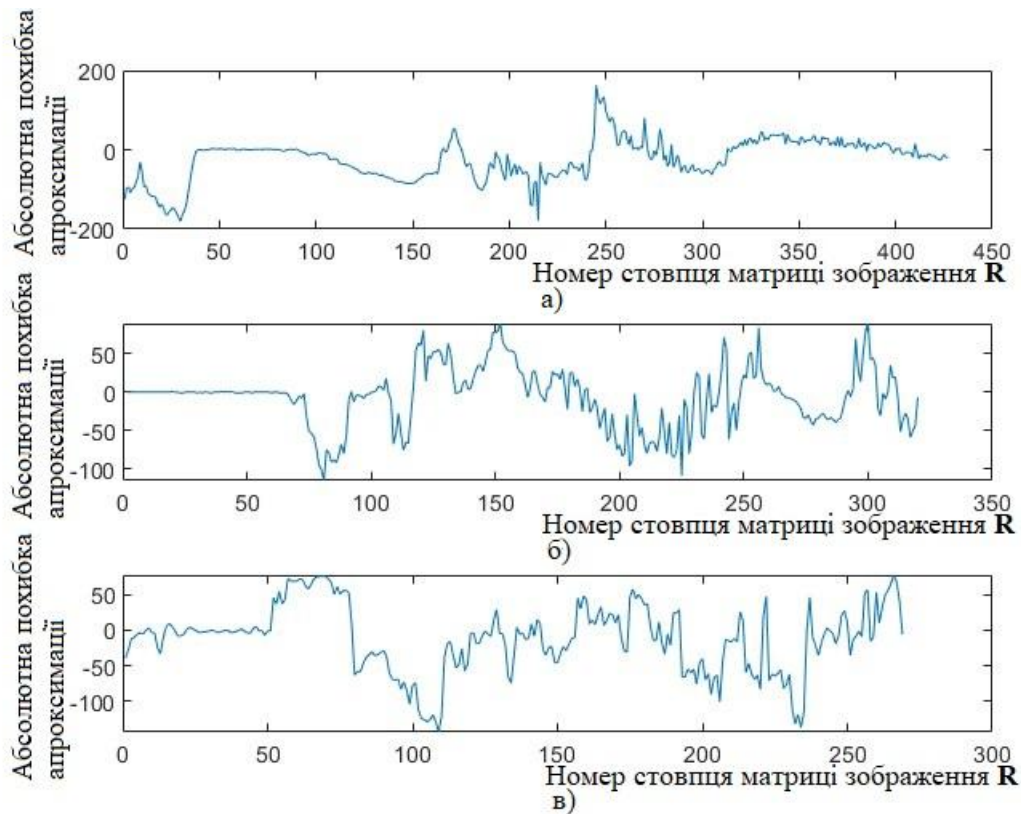


Рисунок 3 – Приклад залежності абсолютної похибки апроксимації (2) зв'язку між сусідніми стовпцями з номерами 200 та 201 від номеру стовпця матриці зображення \mathbf{R} компоненту червоного кольору: для фонів, що відповідно приведені на рисунку 1, а, б, в

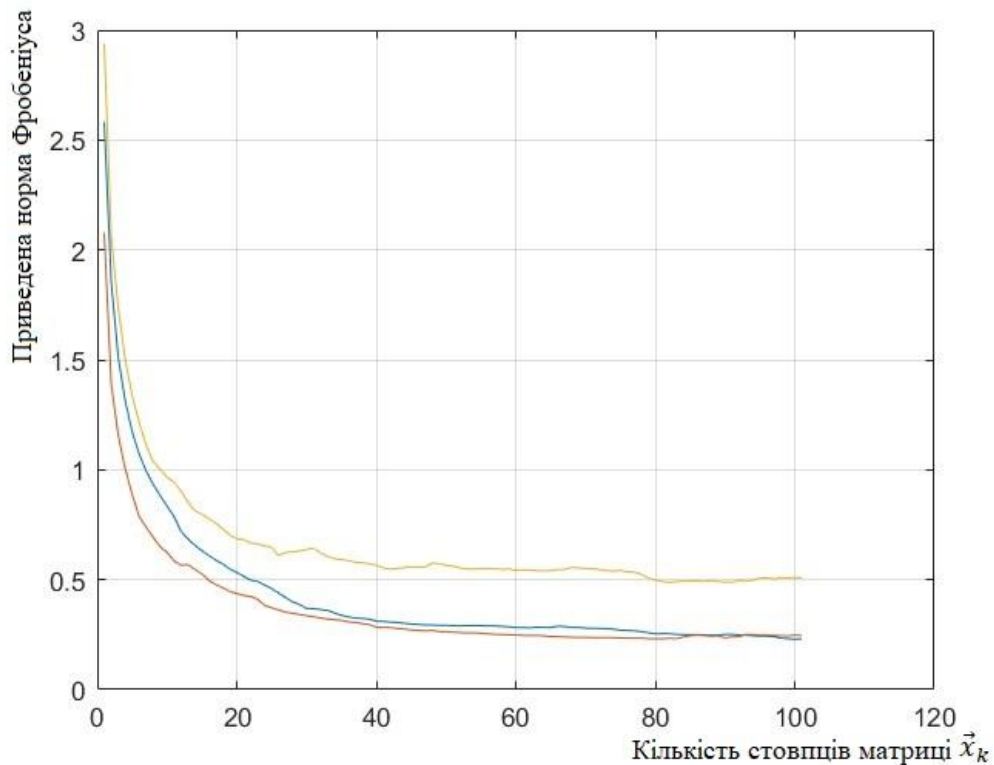


Рисунок 4 – Залежність приведеної норми Фробеніуса від кількості стовпців матриці \vec{X}_k : синій колір – для фону зображеного на рисунку 1, а (фон (а)), червоний колір – для фону (б), жовтий колір – для фону в)

Вплив наземного орієнтиру на результати моделювання. Наявність наземного орієнтиру, що підлягає виявленню чи розпізнаванню, змінює характер розподілу червоного, зеленого та синього кольорів пікселів. Якщо отримати математичний опис фону, на якому може перебувати об'єкт, то математичні вирази для фону і фону з об'єктом та закони розподілу кольорів будуть відрізнятися для цих ситуацій. Це дає підставу для проведення вище описаних операцій. Оскільки НО зосереджені у вертикальному напрямку, кількість стовпців матриці кольорів доцільно вибирати невеликим, щоб їх загальна ширина була сумірна з шириною наземного орієнтиру. Однак, як показано раніше, при малій кількості вибраних стовпців лінійні перетворення кольорів для довільного (не суцільного) фону є неможливими. Втрата лінійності з'являється після перевищення похибками апроксимації деякого наперед вибраного порогу, вибір якого потребує окремого дослідження. Інший підхід [18], [19] передбачає збереження лінійності моделі в умовах глобальної лінеаризації з використанням декомпозиції динамічних мод та оператора Купмана. Слід очікувати, що поява наземного орієнтиру на місцевості вплине на локальний розподіл кольоровості. Крім того, існує можливість використовувати для опису кольоровості місцевості і нелінійну модель, що ґрунтується на моделях Вінера та Гаммерштейна, як це, наприклад, зроблено для нелінійного інерційного каналу тиску [20]. На рисунку 5 приведені ті ж самі, що на рисунку 1, фотографії зі стовпом, який в окремих випадках можна вважати орієнтиром.



а)



б)



в)

Рисунок 5 – Фотографії фонів з можливим орієнтиром

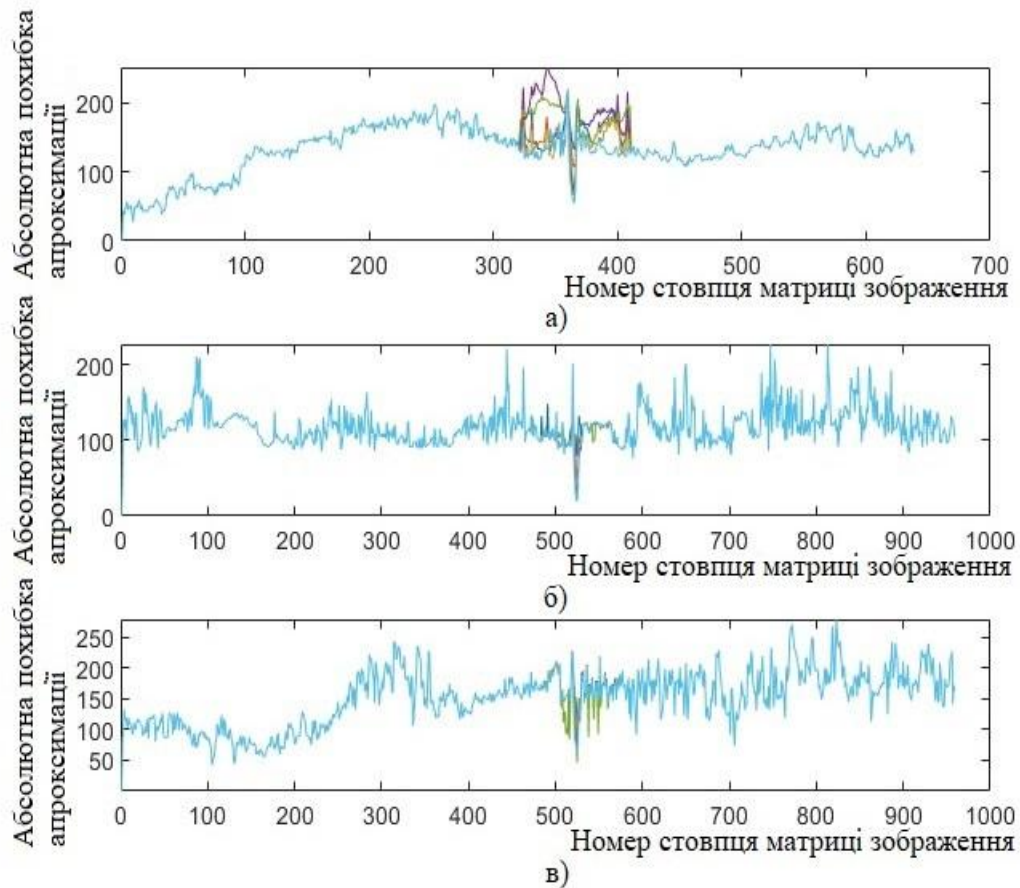


Рисунок 6 – Абсолютні похибки апроксимації (2) в місці розміщення стовпа для фонів, що приведені на рисунку 5 а, б, в

Наявність стовпа приводить до втрати локальної однорідності місцевості і тоді похибки апроксимації в місці розміщення стовпа стрибкоподібно змінюються, що показано на рисунку 6. Показане стрибкоподібне змінювання похибок апроксимації може бути ознакою для виявлення орієнтиру і визначення його положення на матриці зображення. Важливо, щоб його колір значно відрізнявся від кольору навколишнього середовища у місці розміщення орієнтиру. Існує поріг, перевищення якого свідчить про наявність орієнтиру в локальній області. Детально метод оцінювання ймовірності виявлення таких орієнтирів при наперед вибраному порозі похибок описано в [21]. Істотної залежності похибок апроксимації від форми орієнтиру не знайдено. Тому запропонований метод може використовуватись для виявлення наземних орієнтирів, що зосереджені у просторі і мають відмінний від фону колір.

Отже, описані операції дозволяють отримати моделі лінійного перетворення складових R, G, B різних типових фонів місцевості при скануванні простору відео камерою. Лінійні моделі є характерними для однорідних суцільних фонів. Для неоднорідних фонів можуть застосовуватись нелінійні моделі на основі матриці A з елементами, що нелінійно залежать від номерів стовпців K матриці кольорів. Для демонстрації наочності отриманих результатів приведена узагальнена таблиця 1.

З таблиці 1 випливає, що в місцях розташування на кадрі зображення стовпа, як можливого орієнтиру для АМР, спостерігається провал на графіках похибок апроксимації (2), причому він найбільш помітний на фотографіях з одноманітним за кольором фоном. Такий провал може служити ознакою для виявлення наземних орієнтирів та їх розпізнавання.

Таблиця 1– Фотографії фонів без орієнтиру та з орієнтиром і відповідні похибки апроксимації зв'язку (2) між кольорами сусідніх стовпців матриці зображення відео камери

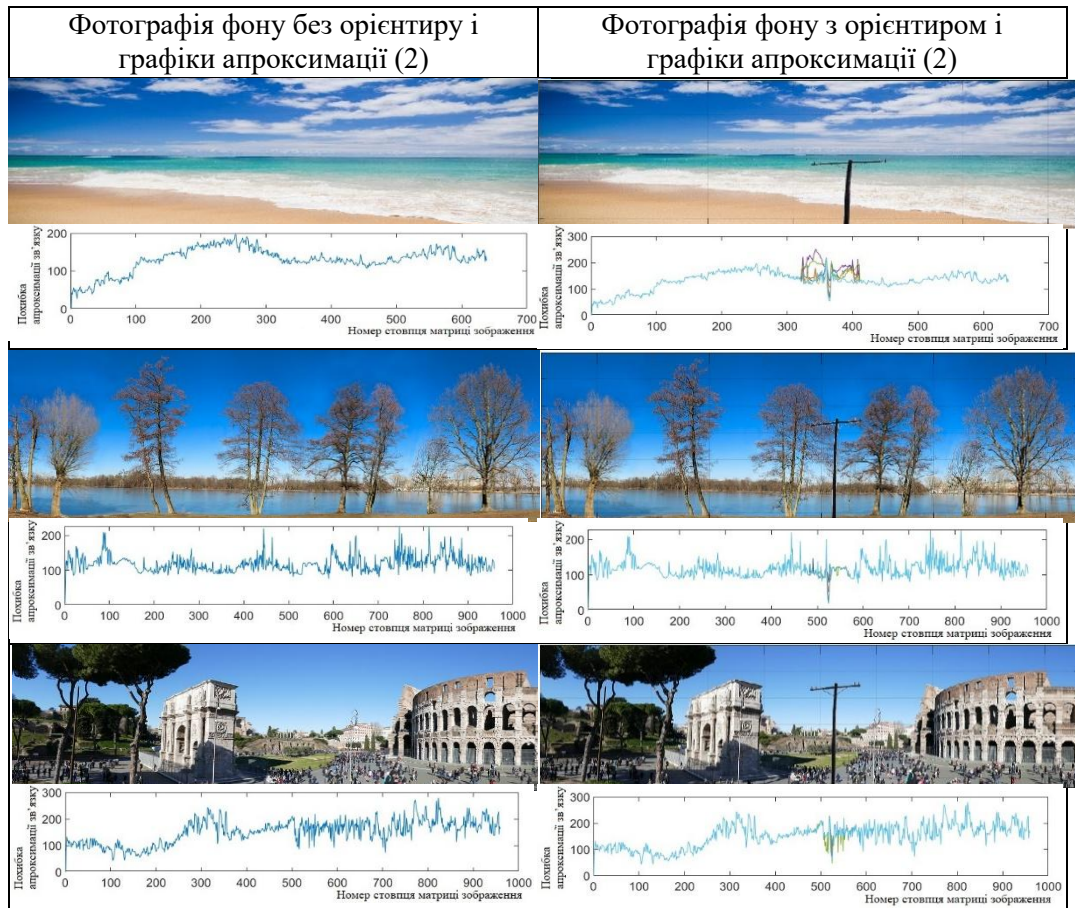


Fig.: 6. References: 21. Table: 1.

Висновки. Розроблена в статті нова математична модель кольоровості наземного орієнтиру для автономної навігації робота з урахуванням фону навколишньої місцевості є справедливою для будь-яких умов навігації автономного мобільного робота в денний час, коли застосовується скануюча відеокамера, яка може фіксувати кольорове зображення. Модель є лінійною, але може втрачати лінійність внаслідок різних причин, однією з яких є поява в зоні огляду камери об'єкту, який можна віднести до класу орієнтирів. Детальне вивчення основних причин втрати лінійності моделі може стати основою для загальної теорії виявлення і розпізнавання за ознаками кольоровості орієнтирів різних форм. Також лінійність втрачається при обробці неоднорідних фонів в наслідок чого для обробки останніх необхідно використовувати нелінійні моделі на основі апроксимації елементів матриці поліномом.

Інформаційні джерела

1. S. Margret Anuncia and J. Godwin Joseph. Approaches for Automated Object Recognition and Extraction from Images – a Study. - Journal of Computing and Information Technology - CIT 17, 2009, 4, 359–370. doi:10.2498/cit.1001363
2. T. Fukuda, S. Ito, F. Arai, Y. Yokoyama, Y. Abe, K. Tanaka, Y. Tanaka. Navigation system based on ceiling landmark recognition for autonomous mobile robot-landmark detection based on fuzzy template matching (FTM). - Proceedings 1995 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Human Robot Interaction and Cooperative Robots
3. G. Novak; A. Bais; S. Mahlknecht. Simple stereo vision system for real-time object recognition for an autonomous mobile robot. - Second IEEE International Conference on Computational Cybernetics, 2004. ICCS 2004, DOI: 10.1109/ICCCYB.2004.1437710.

4. Jiang Yu Zhengt, Matthew Barth and Saburo Tsuji. Autonomous Landmark Selection for Route Recognition by A Mobile Robot. Proceedings of the 1991 IEEE International Conference on Robotics and Automation Sacramento, California - April 1991.
5. Bolei Zhou, Agata Lapedriza, Aditya Khosla, Aude Oliva, and Antonio Torralba. Places: A 10 million Image Database for Scene Recognition. - IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, doi 10.1109/tpami.2017.2723009.
6. Mohammed Elmogy and Jianwei Zhang. Robust Real-time Landmark Recognition for Humanoid Robot Navigation. - Proceedings of the 2008 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics Bangkok, Thailand, February 21 - 26, 2009.
7. Nils Bore, Rares Ambrus, Patric Jensfelt, and John Folkesson. Efficient Retrieval of Arbitrary Objects from Long-term Robot Observations. Robotics and Autonomous Systems Journal, Volume 91, May 2017, Pages 139-150.
8. Qazwan Abdullah, Nor Shahida Mohd Shah, Mahathir Mohamad, Muaammar Hadi Kuzman Ali, Nabil Farah, Adeb Salh, Maged Aboali, Mahmud Abd Hakim Mohamad, Abdu Saif. Real-time Autonomous Robot for Object Tracking using Vision System. – 2021, Distributed, Parallel, and Cluster Computing (cs.DC); Robotics (cs.RO), arXiv:2105.00852
9. Federico Furlán, Elsa Rubio, Humberto Sossa and Víctor Ponce. CNN Based Detectors on Planetary Environments: A Performance Evaluation. – Frontiers in Neurorobotics, pp. 63-70, Original research published: 30 October 2020 doi: 10.3389/fnbot.2020.590371.
10. Kyu Kyu Thin, Nay Win Zaw. Object Detection System of an Autonomous Mobile Robot by using Artificial Neural Network. - International Journal of Scientific and Research Publications, Volume 9, Issue 3, March 2019.
11. Nilwong, Sivapong & Hossain, Delowar & Kaneko, Shin-ichiro & Capi, Genci. (2019). Deep Learning-Based Landmark Detection for Mobile Robot Outdoor Localization. Machines. 7. 10.3390/machines702002
12. Zhengxue Zhou, Leihui Li, Alexander Fürsterling, Hjalte Joshua Durocher, Jesper Mouridsen Xuping Zhang. Learning-based object detection and localization for a mobile robot manipulator in SME production. - Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, Volume 73, February 2022, 102229.
13. Seiji Aoyagi, Shota Ushiro, Masahito Fukuda, Tomokazu Takahashi, Masato Suzuki. Recognition and Grasping of Objects by Active Vision using Indoor Autonomous Mobile Robot. - Transactions of the Institute of Systems, Control and Information Engineers, 2022 Volume 35 Issue 2, Pages 19-28.
14. Poliarus O. V., Poliakov Ye. O. Detection of Landmarks by Mobile Autonomous Robots Based on Estimating the Color Parameters of the Surrounding Area. - In the book: Oleg Sergiyenko, Wendy Flores-Fuentes, Julio Cesar Rodríguez-Quinonez, (eds.). Examining Optoelectronics in Machine Vision and Applications in Industry 4.0. - IGI Global, 2021, pp. 224-257. DOI: 10.4018/978-1-7998-6522-3.ch008
15. Poliarus O. V., Poliakov Ye. O., Lindner L. Determination of landmarks by mobile robot's vision system based on detecting abrupt changes of echo signals parameters. - The 44th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. – Washington D. C., USA, October 21-23, 2018, pp. 3165...3170.
16. P. J. Schmid, L. Li, M. P. Juniper, O. Pust. Applications of the dynamic mode decomposition. – Theory of Computing Fluid Dynamics, 2010. – pp. 1-15.
17. Anatoli Torokhti, and Phil Howlett. Computational Methods for Modeling of Nonlinear Systems. Series: Mathematics in Science and Engineering. Elsevier, vol. 212, 2007, pp. 1-199. ISBN: 9780444530448.
18. Rowley, C. W., Mezic, I., Bagheri, S., Schlatter, S., and Henningson, D. S. Spectral analysis of nonlinear flows. - Journal of Fluid Mechanics, 2009, vol. 641, pp. 115-127.
19. J. Nathan Kutz, Steven L. Brunton, Bingni W. Brunton, and Joshua L. Proctor. Dynamic Mode Decomposition. - Data-Driven Modeling of Complex Systems, SIAM, 2016.- 241 p.
20. O. Poliarus, O. Koval, Ya. Medvedovska, Ye. Poliakov and S. Ianushkevych. Identification of a nonlinear inertial measuring pressure channel. - Ukrainian metrological journal, 2019, №1, с. 63-70.
21. Poliarus O., Poliakov Ye., Lebedynskyi A. Detection of landmarks by autonomous mobile robots using camera-based sensors in outdoor environments. - IEEE Sensors Journal, 2021, vol. 21, issue 10, pp. 11443-11450, doi: 10.1109/JSEN.2020.3010883

Poliarus O., Poliakov Ye., Ibragimov S., Khomenko Y.

Kharkiv National Automobile and Highway University, Kharkiv, Ukraine

A MODEL OF OBJECT COLOR ON THE BACKGROUND OF AN ARBITRARY TERRAIN

In recent years, interest in the use of autonomous mobile robots (AMR) in areas of human activity related to security and military operations has increased significantly. Such robots should be weakly dependent on GPS and independently navigate unfamiliar terrain in the interests of performing the task assigned to them. To do this, each robot must find an object on the territory that can be considered a ground landmark

The purpose of the article is to create a new objects color model, which in the future gives the opportunity to attribute these objects to landmarks and carry out their recognition in time close to real. For the first time, a method on the use of the "snapshots" method, i.e., the analysis of sequential images recorded on the matrix of the video camera in the process of scanning the space. The connection between adjacent color columns of images is provided by a transformation matrix that connects two adjacent color columns of image pixels by Moore-Penrose inversion. Approximation errors indicate the loss of linearity of the transformation, but at the same time can serve as a feature for the detection of a landmark by the robot. The mathematical model of a landmark color for autonomous robot with scanning video camera developed in the article, taking into account the background of the surrounding terrain, is valid for any navigation conditions in the daytime.

Keywords: *autonomous mobile robot; landmark; the "snapshot" method; Frobenius norm; object color.*