

УДК 621.396

**DISADVANTAGES OF COMPUTER IMPLEMENTATION OF SLAM
METHODS OF LOCAL NAVIGATION OF AUTONOMOUS MOBILE
OBJECTS.**

**НЕДОЛІКИ КОМП'ЮТЕРНОЇ РЕАЛІЗАЦІЇ SLAM-МЕТОДІВ ЛОКАЛЬНОЇ НАВІГАЦІЇ
АВТОНОМНИХ РУХОМИХ ОБ'ЄКТІВ.**

Semchak O.M./Семчак О.М.

ORCID: 0000-0002-4480-2393

Military academy Odessa Phontanska doroha str., 10, Odesa, Ukraine, 65000

Військова академія (м.Одеса) вул. Фонтанська дорога, 10, м. Одеса, Україна, 65000

Levchenko A.A. / Левченко А.О.

s.t.s., as.prof. / к.т.н., доц.

Odessa National University, Odessa, Dvoryanska, 2, 65029

Одесский национальный университет, Одесса, Дворянская, 2, 65029

Анотація.

В роботі досліджуються шляхи вдосконалення SLAM-методів для альтернативної системи навігації рухомих об'єктів, з урахуванням представлення числових даних з плаваючою комою. Що дасть можливість реалізовувати системи навігації як локальні програмно-апаратні підсистеми з розповсюдженими операційними системами з навчанням алгоритмів.

Ключові слова.

Автономний рухомий об'єкт, SLAM-метод, процедура асоціації точок інтересу алгоритму, фільтр Калмана, фільтр частинок, точність представлення чисел в комп'ютері, фільтр частинок Рао-Блеквелла, обчислювальне навантаження.

Вступ.

Найбільш розповсюдженим способом визначення місця знаходження рухомого об'єкта, являється застосування супутникових систем навігації, застаріла інерціальна система навігації знаходиться на другому плані. Але останнім часом, в залежності від специфіки завдань та ризиків в реальній обстановці постає питання щодо автономного визначення місця розташування рухомого об'єкта. Проблема полягає в тому, що супутникова система навігації являється не зовсім досконалою та може мати вплив на результат місця знаходження від зовнішніх джерел завад. В реальних умовах це примушує нас сумніватися в отриманих даних, дані можуть бути більш точними водних

випадках, або абсолютно недостовірними в інших [1].

Проблема інерціальної системи полягає у застарілості методів визначення координат, а найбільша проблема полягає у її високій вартості у виготовленні та обслуговуванні [2]. Крім того підготовка та калібрування такої системи, для подальшої роботи потребує багато часу. Хоча дана система навігації являється більш захищеною від впливу зовнішніх факторів.

Мобільні автономні рухомі об'єкти, в даний час є досить великою областю робототехніки. Основним напрямком досліджень при розробці таких систем було і залишається позиціонування автономного рухомого об'єкта в просторі. Дану задачу можна розділити на дві складові: побудова карти і локалізація автономного рухомого об'єкта (далі АРО) на місцевості.

Основний текст

Завдання побудови карти полягає в цифровому визначенні значень координат реальних об'єктів навколишнього простору, тобто АРО необхідно відомим йому способом відзначити числові значення координат різного роду об'єктів, перешкод і визначити мітки, на підставі яких які він може розпізнати і занести всю інформацію про навколишнє середовище в деяке локальне сховище. Це сховище може бути реалізоване як база даних комп'ютерної системи та згодом буде використано для вирішення безпосередніх завдань АРО. Для вирішення завдання побудови карти дуже важливо, щоб АРО міг точно визначити своє положення в просторі щодо інших об'єктів [3].

Визначення свого місця розташування робот може виконувати як на підставі апріорно наявної карти простору (місцевості), так і на підставі своїх спостережень.

В ідеальному випадку є можливість завантажити АРО карту навколишнього простору, однак на практиці така можливість є не завжди, тому постає природне завдання: навчити АРО будувати карту місцевості і одночасно визначати своє положення на цій місцевості і траєкторію руху. Галузь знань, що описує методи вирішення даного завдання отримала назву SLAM (Simultaneous Localization And

Mapping) [3].

Задача SLAM поділяється на кілька підзадач. Перша з них: обчислення поточного місця знаходження АРО на основі даних з одометричних або інерційних датчиків (або на основі GPS- координат).

Друга – знаходження нових точок інтересу для алгоритму визначення поточних координат, тобто ключових виразних об'єктів на місцевості. Такими об'єктами можуть служити ті, що легко розпізнаються та котрі часто зустрічаються в просторі – кути стін, прямі лінії. Тут дуже важлива однозначна ідентифікація точки інтересу. АРО, зустрічаючи орієнтир, який він уже бачив, повинен точно його розпізнати. Іншими словами, про одну й ту ж точку інтересу можуть бути отримані дані з різних положень АРО в просторі. При цьому нові пункти інтересу будуть тимчасовими, поки не буде проведена, так звана, асоціація [4]. Під асоціацією, мається на увазі врахування об'єкту як нової мітки для визначення поточних координат АРО, або відхилення об'єкту без врахування його місця знаходження для алгоритму навігації.

Третя – асоціація нових і старих числових значень даних - якщо нову точку інтересу можна зіставити зі старою, то вага старої точки інтересу збільшується. В іншому випадку, нова точка інтересу додається в карту місцевості.

Остання – зберігання карти місцевості. Загальна схема SLAM-алгоритму може бути проілюстрована схемами наведеними у [3, 4].

Рішення наведених підзадач можуть бути реалізовані різними способами, комбінації яких дають різні варіанти вдосконалення відомих методів та розробки практичних алгоритмів.

Існують дві головні проблеми, які виникають при вирішенні завдання SLAM. Перша з них — проблема збіжності. Вона безпосередньо пов'язана з точністю обчислень. Будь-які датчики і системи одометра мають певну модель помилки. Проте, точно визначити цю модель найчастіше не представляється можливим, тому користуються різного роду спрощеннями, які тягнуть за собою неточності в

побудові карти.

Подання в пам'яті комп'ютерної системи раціональних типів даних обумовлює точність їх представлення. Тип `double` має діапазон значень від $1.7e-308$ до $1.7e+308$. Він може зберігати лише 16 значущих цифр числа і його порядок. Тому цей тип представлення даних не придатний для згаданих задач, де необхідний точний результат.

При реалізації відомих алгоритмів проведення арифметичних операцій в наслідок округлень результату обчислень, обумовлених представленням двійкових чисел в форматі з плаваючою комою, вже при складанні систем рівнянь та обчисленні поліномів 4 ступеню починають накопичуватися помилки комп'ютерних розрахунків, які приводять до виродження матриць і унеможливають отримання результату обчислень [5, 6]. Ці помилки пов'язані з обмеженою довжиною розрядної сітки ЕОМ (що зазвичай дорівнює 32 або 64 біта). Для вирішення зазначеної проблеми запропоновано метод представлення чисел як масивів [7, 8].

Друга проблема — обчислювальна складність алгоритмів. Частково, ця проблема вирішена і на даний момент існують алгоритми, які асимптотично вирішують це завдання за логарифмічний час. Проте, структурна складність навколишнього простору така, що навіть при такій складності обчислень не завжди вдається вирішувати завдання в прийнятний час (особливо, це стосується літаючих АРО, що рухаються з великими швидкостями).

Найбільш розповсюджені алгоритми SLAM-методів локальної навігації є алгоритм `Extended Kalman Filter SLAM` (EKF-SLAM) та алгоритм `Distributed Particle SLAM` (DP-SLAM).

Алгоритм `Extended Kalman Filter SLAM` (EKF-SLAM) — базується на розширеному фільтрі Калмана для рішення задачі SLAM [9]. Фільтр Калмана — ефективний рекурсивний фільтр, що оцінює вектор стану динамічної системи, використовуючи ряд неповних і зачумлених вимірювань. В теорії статистичного

оцінювання розширений фільтр Калмана (англ. Extended Kalman filter, EKF) - це нелінійна версія фільтра Калмана, що лінеаризується на позначці поточного середнього значення і коваріації. У разі добре визначених моделей переходу розширений фільтр Калмана фактично було визнано стандартом в теорії оцінювання нелінійних станів, навігаційних систем і GPS.

У розширеному фільтрі Калмана моделі переходу стану та спостереження не повинні бути обов'язково лінійними функціями стану, натомість вони можуть бути нелійними диференційованими функціями f .

Функція f може використовуватися для обчислення передбачуваного стану з попередньої оцінки, і, аналогічно, функція h може використовуватися для обчислення передбачуваного вимірювання з передбаченого стану. Проте, f та h не можуть застосовуватися до коваріації безпосередньо. Натомість обчислюється матриця часткових похідних (матриця Якобі).

На кожному такті матриця Якобі обчислюється для поточних передбачених станів. Ці матриці можуть використовуватися у рівняннях фільтра Калмана. Цей процес, по суті, лінеаризує нелінійну функцію навколо поточної оцінки. Так як фільтр Калмана є різновидом рекурсивних фільтрів, то для обчислення оцінки стану системи на поточний такт роботи йому необхідна оцінка стану (у вигляді оцінки стану системи і оцінки похибки визначення цього стану) на попередньому такті роботи і вимірювання на поточному такті.

Кожна ітерація фільтра Калмана ділиться на дві фази: екстраполяція (прогноз) і корекція. Зазвичай ці дві фази чергуються: екстраполяція проводиться за результатами корекції до наступного спостереження, а корекція проводиться спільно з доступними на наступному кроці спостереженнями [10]. Асоціація даних (пошук вже обстежених міток) дозволяє коригувати положення робота, зменшуючи помилку, викликану похибкою роботи датчиків. Результат покращиться, якщо корекцію положення робота здійснювати по більшій кількості

міток. При цьому обчислювальне навантаження різко зростає, оскільки складність алгоритму оцінюється як $O(N^3)$, де N - число міток.

У зв'язку з цим алгоритм доцільно застосовувати для завідомо відомих територій з обмеженою кількістю міток - наприклад, для вирішення завдань охорони периметра.

Недолік алгоритму – ймовірність обчислення початкового стану системи з помилкою. В такому випадку помилка моделювання буде швидко накопичуватися і отримані дані можуть виявитися незв'язними. Крім цього, є обмеження на кількість орієнтирів в системі, пов'язане з розмірністю матриць що використовуються для розрахунків.

Алгоритм Distributed Particle SLAM (DP-SLAM) – один з підходів вирішенні завдань SLAM, який використовує показання далекоміра [11] і фільтр частинок для зберігання гіпотез про становище робота і конфігурації навколишнього його сцени. Фільтр частинок (послідовний метод Монте-Карло) – рекурсивний алгоритм, що дозволяє на основі поточної карти обчислити найбільш ймовірне положення робота за допомогою деякого набору (хмари) частинок, що займають простір станів.

Основна ідея методу фільтрації частинок, полягає в представленні апостеріорного розподілу положення АРО, за допомогою кінцевого числа семплів, замість того щоб представляти його розподіл в параметричному вигляді (наприклад експоненційної функції в разі нормального розподілу). Таке уявлення є наближеним, але завдяки непараметричному виду дозволяє представляти набагато складніші розподіли.

Під час руху робота відбуваються збір даних з далекоміра та одометричних датчиків і побудова миттєвої карти простору з точок з ймовірнісною характеристикою ваги (зважених часток) [12]. Чим більше вага частинки, тим вона значуща. У міру переміщення є шанс зустріти ту ж частку з деякою помилкою. З

визначенням належності нової частинки до вже існуючої її вага збільшується. Таким чином, повна карта виходить з частинок з найбільшою вагою.

Фільтр часток зберігає зважену, нормалізовану множину вибірки станів,

$S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ які називаються частками. На кожному кроці, отримавши вимір o (або вектор вимірювань), фільтр часток:

- створює вибірку нових станів $S' = \{S'_1, S'_2, \dots, S'_n\}$, з S заміною;
- здійснює перехід в новий стан в Марковській моделі позиції АРО: $P(S'' | S')$. Ця дія моделює рух АРО в просторі;
- зважує кожен отриманий стан згідно Марковської моделі спостережень: $P(o | S'')$;
- Нормалізує ваги для нової множини станів.

Хмара частинок характеризує невизначеність станів робота. Чим більше число частинок - тим більша ймовірність. Одна частка в фільтрі часток містить положення і кутову орієнтацію робота. Ймовірність частинок розраховується на основі різниці реальних свідчень далекоміра і показань, які повинні були б бути в даній частці [13].

DP-SLAM полягає в тому, що в фільтрі підтримується безліч гіпотез про поточний стан робота. У початковий момент генерується випадковий набір гіпотез. В ході роботи алгоритму деякі з них будуть відсіюватися через невідповідність вторинними ознаками системи, які можуть бути виміряні більш точно. Після завершення циклу сканування вибирається найбільш вірогідна з тих, що залишилися в фільтрі, гіпотез – вона буде шуканою картою, на якій до того ж буде відзначена траєкторія руху виконавця.

Недоліком алгоритму являється те, що для отримання коректного результату вимірювань необхідна велика кількість часток.

Фільтри частинок Рао-Блеквелла були введені в якості ефективного засобу для вирішення проблеми одночасної локалізації і відображення (SLAM). Цей

підхід використовує фільтр частинок, в якому кожна частка несе окрему карту навколишнього середовища.

Ключова ідея частотного фільтра Рао-Блеквелла для завдання SLAM [14] – це оцінка апостеріорної ймовірності $(I: / I:, 0:)$ про потенційні траєкторії робота $1:$, з огляду на його спостереження $1:$ і вимірювання одометра $0:$, та використання цієї ймовірності для обчислення апостеріорних ймовірностей на картах і траєкторіях:

$$(I:, / I:, 0:) = (/ I:, 1:)(I: / I:, 0:). \quad 1.$$

Для оцінки апостеріорної ймовірності $(1: | 1:, 0:)$ по потенційним траєкторіям Рао-Блеквелла картографування використовує фільтр частинок, в якому окрема карта пов'язана з кожної вибіркою. Кожна карта будується з урахуванням спостережень $1:$ і траєкторії $1:$, представленої відповідною часткою. Траєкторія робота розвивається відповідно до рухом робота, і з цієї причини розподіл пропозицій вибирається еквівалентним ймовірнісної

Великим недоліком нинішнього рішення є те, що GMapping внутрішньо використовує неефективні сітки зайнятості як представлення карти, що також призводить до більш високої обчислювальної навантаженні.

Висновки

Оцінка числового значення координат автономного мобільного пристрою досягається шляхом використання алгоритмів фільтрації частинок. Кожен елемент карти в кожній частинці може бути оцінений з використанням розширених фільтрів Калмана, обумовлених позицією частинок робота. А коефіцієнт ваги частинок розраховується для визначення ймовірності попадання певної частки в остаточний набір, який буде представляти реальне місце розташування.

Література

1. Канадка заехала в озеро, доверившись навигатору // Электронный ресурс URL: : <https://meduza.io/shapito/2016/05/15/kanadka-zaehala-v-ozero-doverivshis-navigatogu> (дата обращения: - 15.05.2016).
2. Инерциальная навигационная система - Inertial navigation system // Электронный ресурс URL: https://ru.qwertyu.wiki/wiki/Inertial_navigation_system (дата обращения: - 15.05.2018).
3. SLAM - что это такое. // Электронный ресурс URL: <https://icleborobot.by/slam-chto-eto-v-navigatsii.html> (дата обращения: 15.12.2018).
4. ROBOT MAPPING AND EKF SLAM. // Электронный ресурс URL: <https://slideplayer.com/slide/5983202/> (дата обращения: 10.01.2018).
5. Левченко А.О., Войтенков Р.М. Витоки втрати працездатності систем діагностики ОБТ другого роду з представленням чисел з плаваючою комою // Сб. науч. труд. Sword. – Иваново: МАРКОВА АД, 2015. – Вип. № 1(38) Том 3. С. 4 – 11
6. Левин С.Ф. Погрешности измерений и вычислений как причина «катастрофического феномена 1985–1986 годов» в авиационной и ракетно-космической технике // Контрольно-измерительные приборы и системы. - 2000.. - №3. - С. 21-25.
7. Левченко А.О., Войтенков Р.М. Метод представлення чисел для програмних засобів інформаційних систем//Збірник 3-го науково-технічного семінару “Геоінформаційні системи в військових задачах”. – Львів: АСВ, 2012. – С. 114-120
8. Левченко А.О., Войтенков Р.М. Метод представлення чисел для програмних засобів гарантоздатних інформаційних технологій систем підтримки прийняття рішень для керування станом ОБТ//Збірник тез доповідей 19-ї науково-практичної конференції “Проблеми створення, розвитку та застосування інформаційних систем спеціального призначення”. – Житомир: ЖВІ НАУ, 2012. –

C. 142-143.

9. Забегаев А.Н., Павловский В.Е. Адаптация фильтра Калмана для использования с локальной и глобальной системой навигации // Препринты ИПМ им. М.В.Келдыша. 2010. № 82. 24 с. URL: <http://library.keldysh.ru/preprint.asp?id=2010-82>

10. Extended Kalman filter. Wikipedia. // Электронный ресурс URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Extended_Kalman_filter (дата обращения: 29.12.2017).

11. Лазерный дальномер. // Электронный ресурс URL: <https://robotun.com.ua/wiki/lazernyy-dalnomer> (дата обращения: 01.06.2018).

12. Eliazar A. I. DP-SLAM 2.0 / Austin I. Eliazar, Ronald Parr // ICRA '04: IEEE International Conference on Robotics and Automation. 2004. Vol. 2. P. 1314-1320. – 20.01.2018

13. Любкевич К.О., Локалізація мобільного робота на місцевості. /К.О. Любкевич, Ю.О. Гунченко // Збірник матеріалів XIV Всеукраїнської конференції студентів і молодих науковців “Інформатика, інформаційні системи та технології”. – Одеса – 2017. – С. 188. – 29.01.2018

14. Rao-Blackwellised particle filtering for dynamic Bayesian networks / A. Doucet, N. Freitas, K. P. Murphy, S. J. Russell // Proc. of the 16th Conf. on Uncertainty in Artificial Intelligence. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 2000. P. 176–183. – 15.02.2018.

References:

1. Kanadka zaehala v ozero, doverivsis navigatoru // Elektronnyj resurs URL: [gghttps://meduza.io/šapito/2016/05/15/kanadka-zaegala-v-ozero-doverivšis-navigatoru](https://meduza.io/šapito/2016/05/15/kanadka-zaegala-v-ozero-doverivšis-navigatoru) (data obrašeniâ: - 15.05.2016).

2. Inercialnaa navigacionnaâ sistema - Inertial navigation sistem // Elektronnyj resurs URL: [gghttps://ru.qwertû.wiki/wiki/Inertial_navigation_sistem](https://ru.qwertû.wiki/wiki/Inertial_navigation_sistem) (data obrašeniâ: - 15.05.2018).

3. SLAM - što èto takoe. // Elektronnyj resurs URL: [gghttps://icleborobot.bi/slam-čto-eto-v-navigatsii.gtml](https://icleborobot.bi/slam-čto-eto-v-navigatsii.gtml) (data obrašeniâ: 15.12.2018).

4. ROBOT MAPPING AND EKF SLAM. // Elektronnyj resurs URL: [gghttps://slideplaer.com/slide/5983202/](https://slideplaer.com/slide/5983202/) (data obrašeniâ: 10.01.2018).

5. Levčenko A.O., Vojtenkov R.M. Vitoki vtrati pracezdatnosti sistem diagnostiki OVT drugogo rodu z predstavlenâm čisel z plavaûčoû komoû // Sb. nauč. trud. Sword. – Ivanovo:

MARKOVA AD, 2015. – Vip. # 1(38) Tom 3. S. 4 – 11

6. Levin S.F. Pogrešnosti izmerenij i vyčislenij kak pričina «katastrofičeskogo fenomena 1985–1986 godov» v aviacionnoj i raketno-kosmičeskoj tehnikvelennâm čisel z plavaučoû komoû // Kontrol'no-izmeritel'nye pribory i sistemy. - 2000.. - #3. - S. 21-25.

7. Levčenko A.O., Vojtenkov R.M. Metod predstavlenâ čisel dlâ programnih zasobiv informacijnih sistem//Zbìrnìk 3-go naukovno-tehničnogo seminaru “Geoinformacijni sistemi v vijs'kovih zadačah”. – L'viv: ASV, 2012. – S. 114-120

8. Levčenko A.O., Vojtenkov R.M. Metod predstavlenâ čisel dlâ programnih zasobiv garantozdatnih informacijnih tehnologij sistem pidtrimki prijnâttâ rišen' dlâ keruvannâ stanom OVT//Zbìrnìk tez dopovidej 19-i naukovno-praktičnoï konferencii “Problemi stvorennâ, rozvitku ta zastosuvannâ informacijnih sistem special'nogo priznačennâ”. – Žitomir: ŽVÌ NAU, 2012. – S. 142-143.

9. Zabegaev A.N., Pavlovskij V.E. Adaptaciâ fil'tra Kalmana dlâ ispol'zovaniâ s lokal'noj i global'noj sistemoj navigacii // Preprinty IPM im. M.V.Keldyša. 2010. # 82. 24 s. URL: [gttp://librari.keldiš.ru/preprint.asp?id=2010-82](http://librari.keldiš.ru/preprint.asp?id=2010-82)

10. Ehtended Kalman filter. Wikipediâ. // Èlektronnyj resurs URL: [gttps://en.wikipedia.org/wiki/Ehtended_Kalman_filter](https://en.wikipedia.org/wiki/Ehtended_Kalman_filter) (data obrašeniâ: 29.12.2017).

11. Lazernyj dal'nomer. // Èlektronnyj resurs URL: [gttps://robotun.com.ua/wiki/lazernii-dalnomer](https://robotun.com.ua/wiki/lazernii-dalnomer) (data obrašeniâ: 01.06.2018).

12. Eliazar A. È. DP-SLAM 2.0 / Austin È. Eliazar, Ronald Parr // ICRA 04: IEEE International Conference on Robotics and Automation. 2004. Vol. 2. P. 1314-1320. – 20.01.2018

13. Lûbkevič K.O., Lokalizaciâ mobil'nogo robota na miscevosti. /K.O. Lûbkevič, Û.O. Gunčenko // Zbìrnìk materialiv HÌV Vseukraïns'koï konferencii studentiv i molodih naukovciv “Ìnformatika, ìnformacijni sistemi ta tehnologii”. – Odesa – 2017. – S. 188. – 29.01.2018

14. Rao-Blackwellised particle filtering for dynamic Baesian networks / A. Doucet, N. Freitas, K. P. Murphy, S. J. Russell // Proc. of tge 16tg Conf. on Uncertainty in Artificial Intelligence. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 2000. P. 176–183. – 15.02.2018.

Abstract.

This paper explores ways to improve SLAM methods for alternative moving object navigation systems, taking into account floating point numerical data. That will allow to implement navigation systems as local software and hardware subsystems with common operating systems with learning algorithms.

Key words: *Autonomous moving object, SLAM method, the procedure of the Association of points of interest algorithm, the Kalman filter, a particle filter, the accuracy of representation of numbers in the computer, particle filter, RAO-Blackwell, computational load.*

Стаття отправлена: 25.10.2019 р.

© Семчак О.М.