Зміст

[ВСТУП 3](#_Toc532148449)

[РОЗДІЛ 1 ВСТУП ДО SLAM 4](#_Toc532148450)

[1.1 Загальні відомості про SLAM 4](#_Toc532148451)

[1.2 Історія проблеми SLAM 7](#_Toc532148452)

[1.3 Математична складова SLAM 11](#_Toc532148453)

[1.3.1 ЕМ-алгоритм 12](#_Toc532148454)

[1.3.2 Фільтр Калмана 15](#_Toc532148455)

[1.3.3 Фільтр часток 21](#_Toc532148456)

[1.3.4 Поширення сталого інтервалу 23](#_Toc532148457)

[1.3.5 Регулювання зв’язків 24](#_Toc532148458)

[Висновки до розділу 1 26](#_Toc532148459)

[РОЗДІЛ 2 ОГЛЯД РЕАЛІЗАЦІЙ АЛГОРИТМУ SLAM В ДОПОВНЕНІЙ РЕАЛЬНОСТІ 27](#_Toc532148460)

[1.1 ARKit 27](#_Toc532148461)

[1.2 ARCore 27](#_Toc532148462)

[1.3 Wikitude 28](#_Toc532148463)

[1.4 Kudan 28](#_Toc532148464)

[1.5 Facebook AR 28](#_Toc532148465)

[1.6 Vuforia 7 29](#_Toc532148466)

[1.7 AR Foundation 29](#_Toc532148467)

[1.8 Tango 29](#_Toc532148468)

[Висновки до розділу 2 29](#_Toc532148469)

# ВСТУП

Доповнена реальність на перший погляд може здатися не такою захопливою, як віртуальна реальність, проте може внести неабияку користь в повсякденне життя. Вона має в собі величезний потенціал, оскільки переносить елементи з віртуального світу в реальний, доповнюючи речі, які ми здатні бачити та чути, віртуальними елементами що є нулями та одиницями.

Доповнена реальність (в перекладі з англійської augmented reality або AR) – це доповнення фізичного світу за допомогою цифрових даних, яке забезпечується комп'ютерними пристроями (смартфонами, планшетами та окулярами AR) в режимі реального часу. Простіше кажучи, на відміну від віртуальної реальності (Virtual Reality – VR), яка вимагає повного занурення у віртуальне середовище, AR використовує середовище навколо нас та просто накладає поверх нього певну частинку віртуальної інформації, наприклад 3D моделі.

Можливості використання AR технологій практично безмежні. З кожним днем вони змінюють способи нашого спілкування, споживання інформації та ведення бізнесу. Доповнена реальність застосовується в освіті, медицині, авіації, маркетингу, туризмі, дизайні, шопінгу та іграх.[19]

Існують додатки доповненої реальності що використовують маркери – фізичні зрображення, проскановуючи які додаток використовує їх позицію для відображення контенту. Проте справді цікавими є додатки, що використовують безмаркерний підхід – вони аналізують простір навколо смартфону та створюють його карту, розпізнають площини, з якими можна взаємодіяти. Для реалізації такого функціоналу використовується SLAM – одночасну локалізацію та картографування.

Метою магістерської роботи є ознайомитися з проблемою SLAM, з її рішеннями для доповненої реальності. Необхідно проаналізувати вже існуючі реалізації SLAM, їх особливості, переваги та недоліки. На основі проведених досліджень необхідно розробити план вдосконалення існуючої реалізації, запропонувати покращення, проаналізувати можливі ризики їх впровадження та ймовірність отримання позитивного результату після їх розробки.

Задачами магістерської роботи є ознайомлення з проблемою SLAM, розгляд алгоритмів для її рішення, аналіз реалізацій SLAM для доповненої реальності та створення програм з їх допомогою, систематизування наявних проблем, формування пропозиції вирішення описаних проблем.

# РОЗДІЛ 1 ВСТУП ДО SLAM

## 1.1 Загальні відомості про SLAM

SLAM (simultaneous localization and mapping – одночасна локалізація і картографування) – це алгоритмічні обчислювальні задачі побудови і оновлення карти невідомого оточення з одночасним відстежуванням місцеположення об’єкту, що виконує сканування, рухаючись в просторі. SLAM використовується при розв'язуванні задач навігації і картографії у робототехніці. Існує декілька алгоритмів, що реалізують SLAM, щонайменше приблизно, в кінцевий час для певних умов. До популярних методів розв'язування належать фільтр часток, розширений фільтр Калмана і GraphSLAM.[1]

Алгоритми SLAM обмежуються наявними ресурсами, таким чином не можуть бути абсолютно досконалими, бо досягають оперативної доступності. Опубліковані методи і підходи реалізовані в безпілотних автомобілях, безпілотних літаючих засобах, автономних підводних апаратах, планетоходах, згодом імплементувалися в побутових роботах і навіть всередині людського тіла.[1] Також SLAM використовується у віртуальній реальності для того, щоб користувач міг взаємодіяти з віртуальними об’єктами без використання додаткових пристроїв, і в доповненій реальності для розміщення об’єктів у відповідності з реальним простором, особливо у випадках коли користувач рухається (приклад на рис. 1.1). [2]



Рисунок 1.1 Приклад простого AR додатку [2]

Існує велика кількість різних підходів до рішення SLAM, адже для кожної задачі і імплементації створюється щось нове:

* EKF SLAM;
* FastSLAM 1.0;
* FastSLAM 2.0;
* L-SLAM;
* Graph SLAM;
* DP-SLAM;
* Parallel Tracking and Maping (PTAM);
* Occupancy grid SLAM;
* LSD-SLAM;
* S-PTAM;
* ORB-SLAM;
* ORB-SLAM2;
* MonoSLAM;
* Visual Slam;
* CoSLAM;
* SeqSLAM;
* Incremental Smoothing and Maping (iSAM);
* Topological SLAM та багато інших.

З боку віртуальної, доповненої та змішаної реальності найцікавішим є Visual SLAM. На сьогоднішній день Visual SLAM є найбільш придатним для сканування невідомих середовищ, кімнат, просторів, і 3D моделі або реальні об’єкти є основними джерелами інформації що отримується за допомогою камери, яка є найбільш важливою для доповненої реальності, проте наведені далі принципи можуть бути використані і з іншими джерелами даних.

Точки

Камера

Розповсюдження

Оновлення

Видобуток

точок

Внутрішні

сенсори

Позиції

Карта

Картографування

Рендеринг

Рисунок 1.2 Спрощена схема роботи SLAM [2]

На рис. 1.2 показана спрощена схема роботи SLAM, яку можна розшифрувати наступним чином:

1. Внутрішні сенсори складаються з гіроскопу чи інших сучасних сенсорів для виміру кутової швидкості та акселерометри для вимірювання прискорення на трьох осях та рухи користувача. Ці пристрої називаються Inertial Measurement Unit ( IMU).
2. Основною задачею розповсюджуючого підрозділу є інтегрування IMU даних і вираховування позиції. Проте, через можливу неточність IMU даних, не можна повністю опиратися лише на розповсюджуючі дані.
3. Для того, щоб вирішити описану в попередньому пункті проблему, використовується камера. Знімки навколишнього середовища виконуються з постійною швидкістю, зазвичай це 60 FPS. Сучасні камери також мають датчики глибини.
4. Далі ці кадри обробляються і з них вибирають точки, що мають важливі ознаки для розуміння їх позиції.
5. Ці точки передаються картографічному агенту, що доповнює ними карту середовища.
6. Також, отримані точки передаються в оновлюючий підрозділ, який аналізує наявність даної точки на вже складеній карті і завдяки цим даним може скласти відомості про розташування користувача.
7. Використовуючи отриману нову позицію користувача, оновлюючий підрозділ корегує дані, отримані від розповсюджуючого підрозділу. [2]

Необхідність отримати одночасно як позицію камери в реальному просторі так і карту цього простору, коли вони обидва є невідомими, відрізняє проблему SLAM від інших задач. на приклад, розпізнавання на основі маркера (Vuforia до 7 версії) не є SLAM, адже маркер у формі зображення відомий заздалегідь. 3D реконструкція з закріпленими камерами також не є SLAM, з причини того, що позиції камер відомо, хоча сама карта місцевості створюється в процесі роботи програми.

SLAM це проблема типу “Курка чи яйце”: для створення карти необхідно отримувати точну позицію, а для точної позиції необхідно мати гарну карту. SLAM чимось нагадує людину, що шукає свій шлях в незнайомому середовищі. Спочатку, людина дивиться навколо і шукає знайомі їй маркери чи знаки. Якщо людина не розпізнає жодного орієнтиру, можна вважати що вона загубилась. Проте, чим довше людина буде вдивлятися в середовище що її оточує, тим більше орієнтирів вона упізнає, і тоді може почати будувати уявну карту, того місця. [2]

## 1.2 Історія проблеми SLAM

Походженням імовірнісної проблеми SLAM вважається конференція IEEE Robotics and Automation 1986 р., яка проходила в Сан-Франциско, штат Каліфорнія. Це був період, коли імовірнісні методи лише починали вводитись як в робототехніку, так і в штучний інтелект. Ряд дослідників розглядали застосування теоретико-оціночних методів для картографування та проблем локалізації. До них належали Пітер Черезан, Джим Кроулі та Х'ю Дюррант-Вайт. Протягом усієї конференції відбувалось безліч дискусій про послідовне відображення, однією з яких була розмова між Раджа Шатілою, Олівером Фаугера та Рендалом Смітом. Результатом цих бесід стало визнання того, що послідовне імовірнісне відображення є фундаментальною проблемою робототехніки з вагомими питаннями концептуалізації та обчислення, які потребують вирішення.

Протягом наступних кількох років було підготовлено низку ключових документів. Робота Сміта та Чізмана «Про представлення просторової невизначеності» та Дюррант-Вайта «Незвична геометрія в робототехніці» встановили статистичну основу для опису відносин між орієнтирами (лендмарками, маяками) та маніпулюванням геометричною невизначеністю. Основною метою цієї роботи було показати, що повинна бути висока ступінь кореляції між оцінками розташування різних орієнтирів на карті, і що ці співвідношення будуть зростати з подальшими спостереженнями.

В цей же час Аяче та Фауґерс почали працювати над візуальною навігацією в науковій праці «Будівництво, розпізнавання та об’єднання візуальних карт з шумами», Кроулі в роботі «Моделювання світу та оцінка позиції мобільного робота використовуючи ультразвуковий діапазон» і Шатіла та Лаумонд в «Посилання на позиції та постійне моделювання світу для мобільних роботів» описали гідроакустичний спосіб навігації мобільних роботів, використовуючи алгоритми фільтра типу Калмана.

Ці два напрямки досліджень мали багато спільного і об’єднались у визначній статті «Оцінка невизначеності просторових відносини в робототехніці» написаній Смітом. Цей документ показав, що коли мобільний робот рухається через невідоме середовище, беручи відносні спостереження за орієнтирами, оцінки цих орієнтирів обов'язково співвідносяться один з одним через загальну помилку у оцінюваному розташуванні машини. Причина цього крилась в тому, що для повного вирішення проблеми одночасної локалізації та картографії потрібний об’єднаний стан, що складається з позиції машини та позицій всіх орієнтирів, які повинні оновлюватися після спостереження кожного орієнтиру. У свою чергу, для таких обрахунків необхідно, щоб оцінювач використовував величезний вектор станів (за кількістю орієнтирів, що зберігаються на карті) з обчисленням масштабування як квадрат числа орієнтирів. Важливо зазначити, що ця робота не розглядала особливості конвергенції карти або її стаціонарну поведінку. Справді, в той час було загальноприйнято, що розрахункові помилки карти не збігаються, і, навпаки, приводять до поведінки випадкового блукання машини з необмеженим зростанням помилок.

Таким чином, враховуючи обчислювальну складність задачі відображення та без знання поведінки конвергенції карти, дослідники зосереджували увагу на серії наближень до послідовної задачі відображення, які дозволили мінімізувати або усунути кореляції між орієнтирами, таким чином зменшуючи повний фільтр до серії відокремлених орієнтирів відносно фільтрів транспортних засобів. Також з цих причин теоретична робота над проблемою одночасної локалізації та картографування була тимчасово припинена, причому робота, що продовжувалася в цій галузі, часто зосереджувалася або на відображенні, або на локалізації, бачачи їх як окремі проблеми.

Концептуальний прорив стався одночасно з усвідомленням того, що проблема одночасної локалізації і картографування, колись сформульована як проблема єдиної оцінки, була насправді конвергентною. Найголовніше, було визнано, що кореляції між орієнтирами, які більшість дослідників намагалися звести до мінімуму, насправді є критичною частиною проблеми, і, навпаки, чим більше ці кореляції зростали, тим краще рішення.

Структура проблеми SLAM, результат конвергенції та монетування абревіатури SLAM вперше були представлені в оглядовому документі з мобільної робототехніки «Визначення місцеположення автоматично керованої машини» на Міжнародному симпозіумі 1995 року з дослідження робототехніки. Основна теорія збіжності та багато початкових результатів були розроблені Ксорбою в роботах «Одночасна локалізація та побудова карт» та «Новий підхід до одночасної локалізації та побудови карт».

Кілька груп, які вже працювали над картографуванням та локалізацією, зокрема, в Массачусетському технологічному інституті, Сарагосі, ACFR в Сіднеї, та інших, почали серйозно працювати над SLAM – в той час цю проблему ще називали CML (concurrent mapping and localization – паралельне відображення та локалізація) – у приміщенні, на відкритому повітрі та підводних середовищах. В цей час робота була зосереджена на підвищенні ефективності обчислень та вирішенні проблем при об'єднанні даних або закритті циклів.

Міжнародний симпозіум з дослідження робототехніки (ISRR'99) 1999 року був зустріччю, де проводилась перша сесія по SLAM, і де відбулася збіжність між методами SLAM на базі фільтра Калмана та методами імовірнісної локалізації та картографування Трюн. У 2000 р. Міжнародна конференція IEEE з робототехніки та автоматизації (ICRA), присвячена SLAM, залучила 15 дослідників для зосередження на таких питаннях, як алгоритмічна складність, об'єднання даних та проблеми реалізації. Наступний семінар SLAM на ICRA 2002 привернув увагу 150 дослідників з широким спектром інтересів та програм. [3]

На початку 2000-х застосування візуальних датчиків стало важливим аспектом дослідження SLAM, частково тому, що зображення забезпечує цінне джерело інформації про структуру навколишнього середовища (що містить більше інформації, ніж, наприклад, гнучкий звуковий сигнал). Велика кількість досліджень візуального SLAM стала використовувати стерео камери або камери в сукупності з іншими датчиками (такими як акселерометри або GPS), але приблизно з 2001 р. в ряді робіт було показано, як SLAM може бути успішно реалізований, використовуючи лише одну камеру (цей підхід відомий як монокулярний SLAM), як приклад можна привести роботу «SLAM з однією камерою» Ендрю Дейвісона в Оксфордському університеті.

Це дослідження мало вирішальне значення в росповсюдженні SLAM для більш широкої сфери використання, адже такі пристрої, що оснащені тільки однією камерою – вебкамери і мобільні телефони – є значно поширенішими і доступнішими ніж спеціальне надчутливе обладнання. Більш недавні роботи показали, як монокулярний SLAM може бути використаний для створення масштабних карт, як можна автоматично підсилити карти з використанням 3D-структур, а також відновити надзвичайно деталізовані форми в режимі реального часу. [4]

## 1.3 Математична складова SLAM

Постановка задачі SLAM: Дана послідовність даних спостереження сенсору  за дискретні проміжки часу *t*, задачею SLAM є розрахувати і визначити розташування агента  і мапу оточення . Всі величини зазвичай ймовірнісні, тому необхідно обчислити рівняння 1.1:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1.1) |

Застосування правила Баєса дає основу для послідовного оновлення апостеріорного розташування 1.2, при даній мапі і функції переходу :

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1.2) |

Аналогічно мапа може оновлюватися послідовно шляхом представленим на 1.3:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1.3) |

Як і для більшості задач наближення, рішення можна знайти при наближенні двох змінних до локального оптимального рішення шляхом почергового оновлення двох рівнянь у формі ЕМ-алгоритму.

До статистичних методів, що використовуються для задач апроксимації наведених вище, належать: фільтр Калмана, фільтр часток (який є методом Монте-Карло) і узгоджене сканування діапазонних даних. Вони дозволяють визначити оцінку функції апостеріорної ймовірності для позиції камери і параметрів мапи. Техніки оцінювання приналежності до множини в основному засновуються на поширенні сталого інтервалу. [12] Вони забезпечують множину, яка містить позицію камери і множину апроксимації мапи. Регулювання зв’язків (bundle adjustment) є наступною популярною технікою у SLAM, яка використовує дані зображень поєднані з оцінками розташування камери і орієнтирів на місцевості, тим самим підвищуючи точність мапи. Вона використовується в комерційних SLAM системах, таких як Проект Tango компанії Google.

### 1.3.1 ЕМ-алгоритм

EM-алгоритм (англ. Expectation-maximization algorithm) – алгоритм, що використовується в математичній статистиці для знаходження оцінок максимальної схожості параметрів ймовірних моделей, у випадку, коли модель залежить від деяких прихованих змінних. Кожна ітерація алгоритму складається з двох кроків. На E-кроці (expectation) вираховується очікуване значення функції правдоподібності, при цьому приховані змінні розглядаються як спостережувані. На M-кроці (maximization) вираховується оцінка максимальної схожості, таким чином збільшується очікувана схожість, вирахувана на E-кроці. Потім це значення використовується для E-кроку на наступній ітерації. Алгоритм виконується до збіжності.

Часто EM-алгоритм використовують для розділення суміші функції Гаусса.

Опишемо алгоритм. Нехай  – деяке з значень спостережуваних змінних, а  – прихованні змінні. Разом  і  утворюють повний набір даних. Взагалі,  може бути деякою підказкою, яка полегшує рішення проблеми у випадку, якщо вона відома. Наприклад, якщо є суміш розподілів, функція правдоподібності легко виражається через параметри відокремлених розподілів суміші.

Покладемо  – густину імовірності (в безперервному випадку) або функція ймовірностей (в дискретному випадку) повного набору даних з параметрами . Цю функцію можна розуміти як правдоподібність всієї моделі, якщо розглядати її як функцію параметрів . Зауважимо, що умовний розподіл прихованої компоненти при деякому спостереженні та фіксованому наборі параметрів може бути вираженим формулою 1.4:

|  |  |
| --- | --- |
| , | (1.4) |

використовуючи розширену формулу Байеса і формулу повної ймовірності. Таким чином, нам необхідно знати тільки розподіл спостережуваної компоненти при фіксованій прихованій  і ймовірності прихованих даних .

EM-алгоритм ітеративно покращує початкову оцінку , обчислюючи нові значення оцінок , , і так далі. На кожному кроці перехід до  від  виконується як показано на 1.5:

|  |  |
| --- | --- |
| , | (1.5) |

де – математичне сподівання логарифма правдоподібності.

Іншими словами, ми не можемо відразу обчислити точну правдоподібність, але за відомими даними  ми можемо знайти апостеріорну оцінку ймовірностей для різних значень прихованих змінних. Для кожного набору значень  і параметрів  ми можемо обчислити математичне сподівання функції правдоподібності з даного набору . Воно залежить від попереднього значення , бо це значення впливає на ймовірності прихованих змінних .

 обчислюється за формулою 1.6:

|  |  |
| --- | --- |
| , | (1.6) |

тобто умовне математичне сподівання  при умові .

Іншими словами,  – це значення, максимізуючи (M) умовне математичне сподівання (E) логарифма правдоподібності при даних значеннях спостережуваних змінних і попередньому значенні параметрів. У безперервному випадку значення  вираховується за рівнянням 1.7 [13]:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1.7) |

Існує альтернативний опис EM-алгоритму. За певних обставин зручно розглядати EM-алгоритм як два кроки максимізації, що чергуються. Розглянемо функцію 1.8:

|  |  |
| --- | --- |
| , | (1.8) |

де  – розподіл ймовірностей неспостережуваних змінних ;  – умовний розподіл неспостережуваних змінних при фіксованих спостережуваних  і параметрах розподілення ймовірностей неспостережуваних змінних ;  – ентропія і  – відстань Кульбака-Лейблера. [13]

Тоді кроки EM-алгоритму можна показати як:

* E(Expectation) крок: Вибираємо , щоб максимізувати  (формула 1.9):

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1.9) |

* M(Maximization) крок: Вибираємо , щоб максимізувати  (формула 1.10):

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1.10) |

### 1.3.2 Фільтр Калмана

Фільтр Калмана (англ. Kalman filter), відомий також як лінійно-квадратичне оцінювання (англ. linear quadratic estimation, LQE), – це алгоритм, що використовує послідовності вимірювань протягом часу, які містять шум (випадкові відхилення) та інші неточності, й видає оцінки невідомих змінних, що є потенційно точнішими за базовані на самих лише вимірюваннях. Формальніше, фільтр Калмана працює рекурсивно на потоках зашумлених вхідних даних, і видає статистично оптимальну оцінку базового стану системи. Фільтр названо на честь Рудольфа Калмана, одного з головних розробників його теорії.

Фільтр Калмана має численні застосування у технології. Поширеним є застосування для наведення, навігації та керування транспортними засобами, особливо літаками та космічними апаратами. Крім того, фільтр Калмана є широко застосовуваною концепцією в аналізі часових рядів, що використовується у таких галузях як обробка сигналів та економетрія. Фільтри Калмана також є однією з головних тем у плануванні та керуванні роботизованим рухом, й іноді включаються до оптимізації траєкторії.

Цей алгоритм працює як двокроковий процес. На кроці передбачення фільтр Калмана видає оцінки змінних поточного стану, разом із їхніми невизначеностями. Щойно отримано спостереження виходу наступного вимірювання (неодмінно якоюсь мірою спотворене відхиленням, включно з випадковим шумом), ці оцінки уточнюються з використанням середнього зваженого, в якому більше ваги надається оцінкам з вищою визначеністю. Через рекурсивну природу алгоритму він може працювати в реальному часі, використовуючи лише наявні вхідні вимірювання, попередньо обчислений стан та його матрицю невизначеності; ніякої додаткової інформації не потрібно.

Поширеним є хибне уявлення, що фільтр Калмана передбачає, що всі вектори помилок та вимірювання мають нормальний розподіл. Оригінальна робота Калмана виводила цей фільтр з використанням теорії прямокутної проекції, щоби показати, що коваріація мінімізується, і цей результат не вимагає жодного припущення, наприклад, що похибки мають нормальний розподіл. Він потім показав, що цей фільтр видає точну оцінку умовної ймовірності в особливому випадку, коли похибки мають нормальний розподіл.

Також було розроблено розширення та узагальнення цього методу, такі як розширений фільтр Калмана (англ. Extended Kalman filter, EKF) та беззапаховий фільтр Калмана (англ. Unscented Kalman filter, UKF), що працюють на нелінійних системах. Базовою моделлю є баєсова модель, подібна до прихованої марковської моделі, але в якій простір станів латентних змінних є безперервним, і де всі латентні та спостережувані змінні мають нормальні розподіли.

При використанні фільтра Калмана для отримання оцінок вектора стану процесу по серії зашумленних вимірювань необхідно представити модель даного процесу відповідно до структури фільтра – у вигляді матричного рівняння певного типу. Для кожного такту  роботи фільтра необхідно відповідно до наведеного нижче опису визначити матриці: еволюції процесу ; матрицю спостережень ; коваріаційну матрицю процесу ; коваріаційну матрицю шуму вимірювань ; при наявності керуючих впливів матрицю їх коефіцієнтів .

Модель системи/процесу має на увазі, що справжній стан в момент  виходить з істинного стану в момент  відповідно до рівняння 1.11:

|  |  |
| --- | --- |
| , | (1.11) |

де  – матриця еволюції процесу/системи, яка впливає на вектор стану в момент ;  – матриця управління, яка прикладається до вектору керуючих впливів ;  – нормальний випадковий процес з нульовим математичним очікуванням і коваріаційною матрицею , який описує випадковий характер еволюції системи/процесу(рівняня 1.12).

|  |  |
| --- | --- |
| , | (1.12) |

У момент  проводиться спостереження (вимір)  істинного вектора стану , які пов'язані між собою рівнянням 1.13:

|  |  |
| --- | --- |
| , | (1.13) |

де  – матриця вимірювань, що зв'язує істинний вектор стану і вектор проведених вимірювань,  – білий гаусівський шум вимірювань з нульовим математичним очікуванням і коваріаційною матрицею  (1.14):

|  |  |
| --- | --- |
| , | (1.14) |

Початковий стан і вектори випадкових процесів на кожному такті  вважаються незалежними.

Багато реальних динамічних систем не можна точно описати даною моделлю. На практиці не врахована в моделі динаміка може серйозно зіпсувати робочі характеристики фільтра, особливо при роботі з невідомим стохастическим сигналом на вході. Більш того, неврахована в моделі динаміка може зробити фільтр нестійким. З іншого боку, незалежний білий шум в якості сигналу не буде приводити до розбіжності алгоритму. Завдання відділення шумів вимірювань від неврахованої в моделі динаміки складна, вирішується вона за допомогою теорії робастних систем управління.

Для обчислення оцінки стану системи на поточний такт роботи фільтру Калмана необхідні оцінка стану (у вигляді оцінки стану системи і оцінки похибки визначення цього стану) на попередньому такті роботи і вимірювання на поточному такті.

Далі під записом  будемо розуміти оцінку істинного вектора  в момент  з урахуванням вимірів з моменту початку роботи і по момент  включно.

Стан фільтра задається двома змінними:

*  – апостеріорна оцінка стану об'єкта в момент , отримана за результатами спостережень аж до моменту  включно;
*  – апостеріорна коваріаційнв матриця помилок, що задає оцінку точності отриманої оцінки вектора стану і включає в себе оцінку дисперсій похибки обчисленого стану і коваріації, що показують виявлені взаємозв'язку між параметрами стану системи.

Ітерації фільтра Калмана діляться на дві фази: екстраполяція і корекція. Під час екстраполяції фільтр отримує попередню оцінку стану системи  на поточний крок за підсумковою оцінкою стану з попереднього кроку (або попередню оцінку на наступний такт за підсумковою оцінкою поточного кроку, в залежності від інтерпретації). Цю попередню оцінку також називають апріорною оцінкою стану, так як для її отримання не використовуються спостереження відповідного кроку. У фазі корекції завжди апріорна екстраполяція доповнюється відповідними поточними вимірами для корекції оцінки. Скоригована оцінка також називається апостеріорною оцінкою стану, або просто оцінкою вектора стану. Зазвичай ці дві фази чергуються: екстраполяція проводиться за результатами корекції до наступного спостереження, а корекція проводиться спільно з доступними на наступному кроці спостереженнями, і т. д. Однак можливий й інший розвиток подій, якщо з деякої причини спостереження виявилося недоступним, то етап корекції може бути пропущений і виконана екстраполяція по нескорректованій оцінці (апріорній екстраполяції). Аналогічно, якщо незалежні вимірювання доступні лише в окремі такти роботи, то все одно можливі корекції (зазвичай з використанням іншої матриці спостережень ).

Далі розглянемо роботу класичного оптимального фільтра Калмана. На етапі екстраполяції (прогнозування) вектора стан системи за оцінкою вектора стану і застосованого вектору управління з кроку  на крок  – вормула 1.15.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1.15) |

Коваріаційна матриця для екстрапольованого вектора стану має вигляд 1.16:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1.16) |

На етапі корекції відхилення отриманого на кроці  спостереження від спостереження, очікуваного при виробленій екстраполяції виражається рівнянням 1.17:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1.17) |

Коваріаційна матриця для вектора відхилення (вектора помилки) має вигляд 1.18:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1.18) |

Оптимальна по Калману матриця коефіцієнтів посилення 1.19 формується на підставі коваріаційних матриць, наявної екстраполяції вектора стану та отриманих вимірювань (за допомогою коваріаційної матриці вектора відхилення):

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1.19) |

Коррекція раніше отриманої екстраполяції вектора стану – отримання оцінки вектора стану системи у вигляді 1.20:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1.20) |

Розрахунок коваріаційної матриці оцінки вектора стану системи відбувається за рівнянням 1.21:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1.21) |

Вираз для коваріаційної матриці оцінки вектора стану системи справедливо тільки при використанні наведеного оптимального вектора коефіцієнтів. У загальному випадку цей вираз має більш складний вигляд.

Незважаючи на те, що фільтр Калмана застосовується тільки до лінійних систем, і не підходить для корекції положення автономного робота, він цілком підходить і ефективний для оцінок положення нерухомих просторових точок.

Розширений фільтр Калмана (Extended Kalman Filter – EKF) є нелінійною версією фільтра Калмана. Спочатку EKF міг вважатися стандартом в теорії нелінійного обчислення положення, навігаційних систем і GPS. Однак з появою беззапахового фільтра Калмана (unscented Kalman filter – UKF), становище змінилося. У розширеному фільтрі Калмана стан системи і спостереження не зобов'язані бути лінійними функціями стану, а повинні бути диференційованими (1.22 та 1.23).

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1.22) |
|  | (1.23) |

Основна ідея, що застосовується в розширеному фільтрі Калмана, полягає у наближенні функцій стану і спостереження з використанням їх перших похідних.

Розширений фільтр Калмана в загальному випадку не є оптимальним, на відміну від лінійного аналога. Також, якщо початкове обчислення стану системи помилкове, або процес змодельований некоректно, результати можуть швидко розходитися через лінеаризації. Ще однією проблемою є те, що обчислювальна матриця коваріації схильна до недооцінки реальної коваріації і, тому, ризики стають мало пов'язаними з реальною ситуацією без додавання «стабілізуючого шуму».[14]

Якщо функція перерахунку стану системи і функція спостережень сильно нелінійні, розширений фільтр Калмана дає погані результати. Це пов'язано з обчисленням коваріації за допомогою лінеаризації нелінійної моделі. Беззапаховий фільтр Калмана використовує детерміновану вибірку, відому як беззапахове перетворення (the unscented transform) для вибору мінімального набору точок (так званих сигма-точок) навколо середнього значення. Сигма-точки пропускаються через нелінійні функції, за якими потім відновлюється середнє значення і коваріація.

В результаті отримують фільтр, який більш точно фіксує середнє значення і коваріацію. Крім цього, подібний підхід знімає вимогу на обчислення Якобіанів, що для складних функцій може становити серйозну проблему.

### 1.3.3 Фільтр часток

Даний фільтр також відомий як фільтр Монте-Карло. Кожна частка характеризується як можливий стан робота в даний момент часу. Являючись математичними моделями, ці фільтри описують розподіл ймовірності у вигляді дискретного набору частинок в просторі станів.

Першим кроком ітерації локалізації фільтра часток є генерація нового часткового розподілу для даної моделі руху і застосованого управління. Наступним кроком розраховується вага кожного значення. Часткам, для яких прогнозовані значення відповідають виміряним, дається більша вага. І останній етап це повторна вибірка часток. Вона ґрунтується на вагах часток з попереднього розподілу, які беруться випадковим чином, створюючи новий розподіл.

Для побудови припущення про поточний стан робота використовується часткова фільтрація Рао-Блеквелла, що використовує орієнтири. Кожна оцінка орієнтира представляється 2x2 розширеним фільтром Калмана.

Головною проблемою цього методу є логарифмічна складність фільтра, яка сильно залежить від кількості часток. При їх малій кількості, протягом тривалого часу роботи виникають помилки, тим самим спотворюючи отриманий образ простору. Однак чим більше число часток фільтр буде мати у своєму розпорядженні, тим більше часу буде потрібно для обчислень.

Фільтр часток реалізується в DP-SLAM (Distributed Particle – Simultaneous Localization And Mapping). Цей метод ґрунтується на використанні технології відображення розподілених часток – distributed particle mapping (DP-Mapping). Метод був розроблений студентами Університета Дьюка Остіном Елізаром та Рональдом Парром. Цей метод зручно використовувати коли в досліджуваному просторі немає можливості знайти яскраво виражених орієнтирів.

Карта середовища представляється у вигляді стіки з заповненими клітками, в яких є перешкоди. Зберігати таку карту зручно у вигляді масива, де елементи, що відображають позицію перешкоди мають значення 1, а всі інші – 0. Візуально карта приміщення створена DP-SLAM показана на рис. 1.3. [15]



Рисунок 1.3 Карта DP-SLAM з 9000 часток [15]

### 1.3.4 Поширення сталого інтервалу

В обчислювальній математиці, поширення сталого інтервалу є проблемою договірних інтервальних доменів зі змінними R без видалення значень, які узгоджуються з набором обмежень (тобто рівнянь або нерівностей). Це може бути використано для поширення невизначеностей у ситуаціях, коли помилки представлені інтервалами. Поширення інтервалів розглядає задачу оцінювання як проблему задоволення обмежень.

Підрядник, пов'язаний з рівнянням, що включає змінні  є оператором, який укладає інтервали  (які повинні містити ) не видаляючи при цьому значень для змінних, які узгоджуються з рівнянням.

Підрядник вважається атомним, якщо він не будується як частина інших підрядників. Основна теорія, яка використовується для побудови атомних підрядників, базується на інтервальних аналізах.

Для більш складних обмежень слід використовувати розподілення на атомні обмеження (тобто обмеження, для яких існує атомний підрядник). Розглянемо, наприклад, обмеження 1.24.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1.24) |

Обмеження 1.24 можна розбити на систему рівнянь 1.25 з відповідними інтервалами.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1.25) |

Принцип розподілу інтервалів полягає в тому, щоб викликати всіх доступних атомних підрядників до тих пір, поки не буде більше скорочень. Внаслідок теореми Кнастер-Тарського процедура завжди сходиться до інтервалів, які містять всі допустимі значення для змінних. Розповсюдження інтервалів швидко збігається до результату і може вирішити проблеми, пов'язані з кількома сотнями змінних.[17]

### 1.3.5 Регулювання зв’язків

В ситуації з набором фотографій, що зображують 3D точки з різних ракурсів, регулювання зв’язків можна визначити як проблему одночасного вдосконалення 3D-координат, що описують геометрію сцени, параметри відносного руху та оптичні характеристики камери, які використовуються для отримання зображень, відповідно до критерію оптимальності, що включає відповідні проекційні зображення всіх точок.

Регулювання зв’язків майже завжди використовується як останній крок кожного алгоритму 3D-реконструкції що ґрунтується на опорних точках простору. Отримання оптимальної реконструкції становить оптимізаційну проблему в 3D структурі та параметрах перегляду (тобто позиція камери і, можливо, внутрішнє калібрування та радіальні спотворення). Якщо помилка зображення є нульове середнє Гауса, то регулювання пучка повинно бути оцінкою максимальної правдоподібності.

Назва алгоритму походить від зв’язків (пучків) світлових променів, що походять з кожної тривимірної опорної точки, і зближуються на оптичному центрі кодної камери, які оптимально налаштовуються щодо структури та параметрів перегляду. Регулювання зв’язків спочатку була задумана в області фотограмметрії протягом 1950-х років, проте все частіше використовувалася в комп'ютерному зорі.

Регулювання зв’язків зводиться до мінімізації похибки відтворення між розташуванням зображень спостережуваних та прогнозованих та точок зображення, що виражається як сума квадратів великої кількості нелінійних функцій з реальними значеннями. Таким чином, мінімізація досягається за допомогою алгоритму нелінійних найменших квадратів. З них алгоритм Левенберга-Марквардта виявився одним з найуспішніших завдяки простоті його впровадження та використанню ефективної стратегії загасання, що дає можливість швидкого сходження з широкого кола первинних припущень. Ітеративно лінеаризуючи функцію, яка буде мінімізована в рамках поточної оцінки, алгоритм Левенберга-Марквардта передбачає розв'язок лінійних систем, представлених нормальними рівняннями. При вирішенні задач мінімізації, що виникають в рамках регулювання зв’язків, нормальним рівнянням є розріджена блокова структура, що зумовлена відсутністю взаємодії між параметрами для різних опорних точок та камер. Це може бути використано для отримання величезних обчислювальних переваг, використовуючи розріджений варіант алгоритму Левенберга-Марквардт, який явно використовує нормальну схему нулів рівнянь, запобігаючи зберіганню та керуванню нульовими елементами.

Регулювання зв’язків –це спільне вдосконалення набору початкових оцінок параметрів камери та структурних ймовірнісних змінних, які найбільш точно передбачають розташування спостережуваних опорних точок у наборі доступних зображень. Більш формально, припустимо, що  3D-точкок видно з точок спостережень і нехай буде проекцією тієї -тої опорної точки на зображенні . Нехай позначає бінарні змінні, які дорівнюють 1, якщо точку  видно у зображенні , інакше – 0. Припустимо також, що кожна камера  параметризується за допомогою вектора  та кожна 3D опорна точка  за допомогою вектора . Регулювання зв’язків мінімізує загальну помилку відтворення по відношенню до всіх 3D опорних точок та параметрів камери, як показано на 1.26

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1.26) |

Де  це передбачена проекція точки  на зображенні  та  позначає евклідову відстань між точками зображення, представленими векторами  та . Зрозуміло, що регулюваня зв'язків за визначенням толерантне до відсутності проеціювання зображень і мінімізує фізично значущий критерій. [18]

## Висновки до розділу 1

Одночасна локалізація і картографування (англ. Simultaneous localization and mapping (SLAM)) – це задача побудови та оновлення карти невідомого середовища і одночасного визначення положення робота на цій карті. Задача SLAM – одна з найактуальніших задач сучасної робототехніки, і сьогодні над її вирішенням працює величезна кількість людей, про що свідчить поява безлічі публікацій з найрізноманітнішими підходами до вирішення. Загалом, для побудови карти робиться опис об'єктів поруч з роботом, визначаються координати цих об'єктів, об'єкти наносяться на карту.[16]

SLAM використовується в безпілотних автомобілях, безпілотних літаючих засобах, автоматизованих роботах, в доповненій реальності та віртуальній реальності.

Нові алгоритми SLAM досі потребують активного дослідження і пошуку, і часто обумовлені різними вимогами і припущеннями щодо типів карт, датчиків і моделей. Більшість SLAM систем можна розглядати як комбінації виборів кожного з розглянутих в цьому розділі методів.

# РОЗДІЛ 2 ОГЛЯД РЕАЛІЗАЦІЙ АЛГОРИТМУ SLAM В ДОПОВНЕНІЙ РЕАЛЬНОСТІ

## 1.1 ARKit

ARKit розробляється компанією Apple. Побудований на основі SLAM, спочатку розробки велися німецькою компанією Metaio, яка досить швидко була куплена Apple. ARKit дозволяє відслідковувати переміщення телефону в просторі, визначати кількість і теплоту світла навколо, отримувати інформацію про горизонтальні площини, визначення вертикальних площин, розпізнавання 2D-зображень, розпізнавання 3D-об’єктів, автофокус, відзеркалення на текстурах віртуальних об’єктів фрагментів реальних об’єктів, розпізнавання обличчя, напряму погляду, можливе створення багатокористувацьких мережевих ігор для доповненої реальності.[6]

## 1.2 ARCore

ARCore – комплект розробки програмного забезпечення, розроблений компанією Google, що дозволяє створювати додатки з доповненою реальністю. ARCore використовує три основні технології для інтеграції віртуального контенту з реальним світом:

1. Відстеження руху дозволяє телефону зрозуміти та відстежувати свою позицію щодо світу.
2. Розуміння навколишнього середовища дає змогу телефону визначити розмір і розташування плоских горизонтальних та вертикальних поверхонь, таких як земля або журнальний столик чи стіна.
3. Оцінка світла дозволяє телефону оцінити поточні умови освітлення середовища.

Samsung оголосила про те, що ARCore буде використовуватися у їх продуктовій лінії.[9]

## 1.3 Wikitude

Wikitude – це компанія, що програмує основу для додатків доповненої реальності (AR), що базується в Зальцбурзі, Австрія. Заснована у 2008 році, Wikitude спочатку зосереджувала увагу на створенні доповненої реальності на основі місцезнаходження за допомогою програми Wikitude World Browser. У 2012 році компанія реструктуризувала свою пропозицію, запустивши Wikitude SDK, концепцію розвитку, що використовує технологію розпізнавання та відстеження зображення та геолокацію.

Wikitude SDK є основним продуктом компанії. Спочатку запущений у жовтні 2008 р. SDK включає в себе розпізнавання та відстеження зображень, рендеринг 3D-моделей, відео-накладання, AR-локацію та технологію SLAM, яка дозволяє розпізнавати та відстежувати об'єкти, а також відстежувати миттєву позицію без маркеру. Крос-платформний SDK доступний для операційних систем Android і iOS, а також оптимізований для декількох пристроїв для доповненої реальності з окулярами. Програма Wikitude була першою загальнодоступною програмою, яка використовувала підхід, що ґрунтується на розташуванні, до доповненої реальності.

Як приклад однієї з програм, побудованих на основі Wikitude, можна розглянути Augmenting UNESCO Heritage на рис. 2., випущений як доповнення до статті в Вашингтон Пост про пам'ятки UNESCO в США. [7]



Рисунок 2. Бізон з Єловстоуну на столі в кімнаті читачів Вашингтон Пост

## 1.4 Kudan

Kudan SDK – це двигун доповненої реальності для пристроїв iOS та Android, який дозволяє мобільним додаткам розпізнавати та відстежувати їх фізичне оточення, використовуючи не більше, ніж апаратне забезпечення, яке можна знайти практично в кожному розумному пристрої. Він також пропонує власний 3D-рендеринг. Приклад додатку, що розпізнає поверхні і ставить напільне покриття замість існуючого показано на рис. 2..



Рисунок 2. Додаток Karndean на Kudan для реклами напільних поверхонь

Цей двигун може бути включений в будь-який проект, тобто існуючі додатки можуть бути покращені з AR так само легко, як і нові програми.[8]

## 1.5 Facebook AR

В 2017 році Facebook оголосив про вихід їх доповненої реальності для мобільних додатків. Особливість Facebook AR полягає в тому, що всі додатки для доповненої реальності працюють всередині додатка для мобільних телефонів Facebook, що дозволяє поширити їх на значно більшу аудиторію. Багато компаній співпрацюють з Facebook щоб мати свою рекламу у вигляді доповненої реальності. Приклади таких колаборацій можна спостерігати на рис. 2.-2..

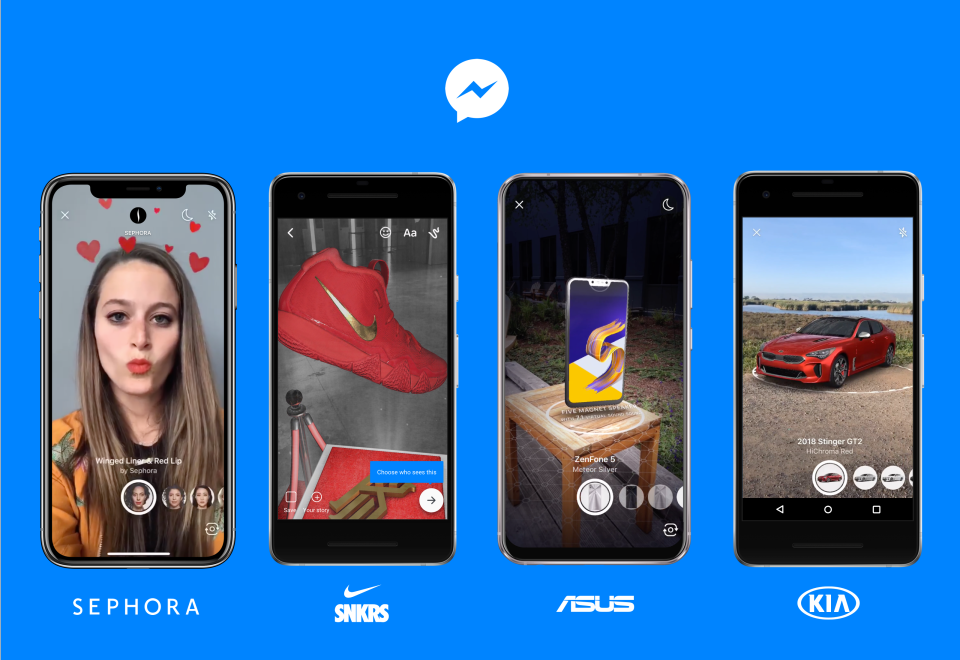


Рисунок 2. Партнерство Facebook з компаніями Sephora, Snikers, Asus, Kia



Рисунок 2. Рекламна кампанія до виходу фільму «Парк юрського періоду»

Розробники можуть користуватись трьома типами вхідних даних , щоб запускати ефекти доповненої реальності: Face Tracker (але не ідентифікація чи розпізнавання обличчя), дані датчиків, такі як гіроскоп та місцеположення, а також API, щоб залучити дані з інших додатків та реагувати на вхід користувача в реальному часі. .[11]

## 1.6 Vuforia 7

## 1.7 AR Foundation

## 1.8 Tango

Tango (раніше відома як Project Tango) – платформа для обчислень доповненої реальності, розроблена Google. Технологія застосовує комп'ютерний зір для мобільних пристроїв, таких як смартфони і планшетні комп'ютери, щоб з'ясовувати своє місцезнаходження відносно навколишнього світу без використання GPS або інших зовнішніх сигналів. Це дозволяє розробникам додатків створювати призначений для користувача інтерфейс, що включає внутрішню навігацію, 3D-картографування (рис. 2.), вимір фізичного простору, розпізнавання навколишнього середовища, доповнену реальність і вікна в віртуальний світ.

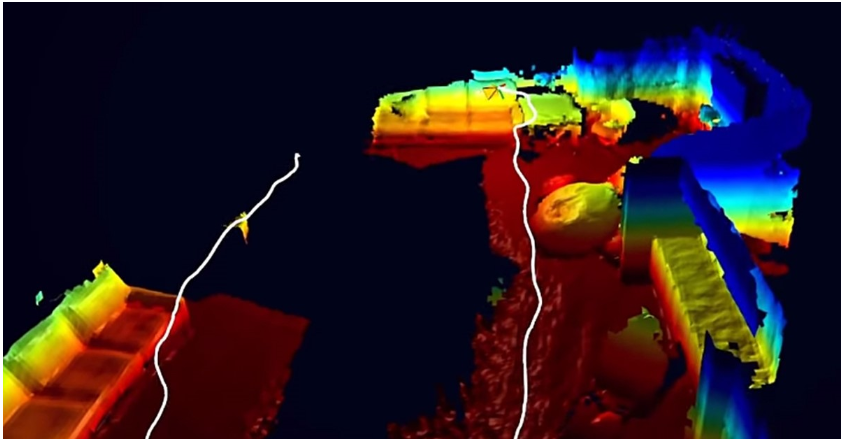


Рисунок 2. Побудова 3D карти навколишнього середовища

1 березня 2018 року Google припинила розробку Tango щоб зосередити всі ресурси на ARCore.[10]

## Висновки до розділу 2