

МАТВІЙЧУК ЯРОСЛАВ

Національний університет «Львівська політехніка»

<https://orcid.org/0000-0002-5570-182X>e-mail: [yaroslav.m.matviychuk@lpnu.ua](mailto:yaroslav.m.matviychuk@lpnu.ua)

ЯЦИШИН ВОЛОДИМИР

<https://orcid.org/0009-0001-9727-5080>e-mail: [volodymyr.p.yatsyshyn@lpnu.ua](mailto:volodymyr.p.yatsyshyn@lpnu.ua)

## ЗАСТОСУВАННЯ ФІЛЬТРА ЧАСТОЧОК ДО ЗАДАЧ САМОЛОКАЛІЗАЦІЇ ЛИШЕ ЗА ВІДСТАННЮ ДО ДЖЕРЕЛ РАДІОСИГНАЛІВ

Робота спрямована на апробацію застосування фільтру часточок (Particle filter) до задач самолокалізації об'єкта лише за оцінками відстаней до точок прив'язки на основі сили отриманого радіосигналу. Метою дослідження є пошук відносно точного та нескладного алгоритму вирішення задачі самолокалізації, що може гнучко поєднувати данні від кількох сенсорів та демонструвати відносну стійкість до шуму у даних. Ключовими вимогами до алгоритму є стійкість до шуму в оцінках відстаней та можливість інтегрувати додаткові сенсори. Було створено програмну симуляцію, у якій здійснено серію експериментів та обраховано показники MAE та RMSE для одержаних оцінок позиції об'єкта. Продовження дослідження полягає у розширенні даного алгоритму для роботи із роєм автономних безпілотних платформ.

**Ключові слова:** Фільтр часточок, Particle filter, самолокалізація об'єкта, фільтр Калмана, локалізація за відстанню

MATVIYCHUK YAROSLAV, IATSYSHYN VOLODYMYR

Lviv Polytechnic National University

### PARTICLE FILTER APPLICATION TO RADIO-BASED RANGE-ONLY SELF-LOCALIZATION

This work is aimed at searching for a relatively accurate and computationally efficient algorithm for range-only self-localization. Key requirement to the data sources is cost effectiveness. The radio signal strength indicator (RSSI)-based distance estimation model was chosen, due to wide availability of hardware and cost effectiveness. Key requirements to the algorithm are robustness towards noise introduced by RSSI-based distance estimation errors and flexibility to introduce additional data sources. Particle filter algorithm was chosen, because it satisfies both requirements, although it has bigger computational costs comparing to Kalman filter. A simulation environment was created to conduct experiments with assumed transmitted signal strength of 1W and square root signal decay law. A Particle filter-based actor was implemented. Actor starts by translating geo-spatial coordinates of beacons into relative planar cartesian coordinates, generates particles around beacons. Particles are placed with uniform distribution within a torus with co-planar circular axis radius equal to distance estimation. In each experiment, simulation software walks actor through a pre-defined path, compares obtained position estimates with expected state and calculates MAE and RMSE. Obtained results were satisfactory, in some cases showing MAE=2.5981 and RMSE=2.8474 after short stabilization period of few iterations. This period exists due to suboptimal initial particles placement. A Kalman filter-based actor was implemented as a comparison. A reference Kalman filter-based implementation showed slightly worse overall results with MAE=12.5199 and RMSE=13.2238. This can be explained by a lack of input from IMU. Further research will be directed towards UAV swarm self-localization and collision avoidance.

**Keywords:** Particle filter, self-localization, Kalman filter, RSSI-based localization

### Вступ

Завдання самолокалізації об'єктом полягає у визначенні власного місця розташування на основі наявних даних. Ця задача особливо актуальна у робототехніці та для автономних безпілотних систем, що працюють у приміщеннях [3] або в умовах відсутності сигналів від глобальної системи позиціонування (GNSS). Зазвичай для вирішення даної задачі застосовують LiDAR та алгоритм SLAM [2], які добре зарекомендували себе при застосуванні у наземних платформах, що працюють у приміщеннях чи територіях із достатньою кількістю визначних об'єктів (landmarks). Ми сконцентруємося на вирішенні задачі самолокалізації автономних безпілотних літаючих апаратах, що працюють в умовах відсутності сигналів GNSS та слідуєть на перед заданому маршруту використовуючи сигнали радіомаяків для визначення власної позиції у просторі. Для цього застосуємо алгоритм фільтра часточок [5] та порівняємо його ефективність із алгоритмом фільтра Калмана [6].

### Аналіз літературних джерел

Задача локалізації об'єкта полягає у визначенні місця розташування об'єкта на основі відстаней до кількох точок прив'язки. У контексті замкнених приміщень це зазвичай точки із відомим місцем розташування, такі як Wi-Fi точки доступу чи Bluetooth/UWB маяки [1–3]. Локалізація лише за відстанню фокусується виключно на випадка, де доступні тільки дані про відстань до інших об'єктів (точок прив'язки) і є корисною у ситуаціях, коли неможливо або важко отримати інформацію про напрямок розташування точок прив'язки. Типовий підхід вирішення даної задачі для трьох точок прив'язки полягає у наближеному вирішенні лінійної системи рівнянь (1), що дозволяє оцінити місце розташування об'єкта із певною похибкою.

$$\begin{cases} (x_0 - \hat{x})^2 + (y_0 - \hat{y})^2 + (z_0 - \hat{z})^2 = d_0 \\ (x_1 - \hat{x})^2 + (y_1 - \hat{y})^2 + (z_1 - \hat{z})^2 = d_1 \\ (x_2 - \hat{x})^2 + (y_2 - \hat{y})^2 + (z_2 - \hat{z})^2 = d_2 \end{cases} \quad (1)$$

Відзначимо, що одним із методів оцінки відстані до точок прив'язки може бути оцінка рівня отриманого від них радіосигналу (RSSI)[3]. Спад рівня отриманого радіосигналу – це фізичне явище, при якому сила радіосигналу зменшується із пройденою відстанню. Відзначимо, що цей спад є не лінійним і залежить від низки факторів, таких як: середовище, погода, наявність перешкод та частота радіосигналу. Та незважаючи на цю складність, RSSI можна моделювати математично та оцінити відстань між передавачем та приймачем. Відзначимо, що на практиці, одним із викликів цього методу є суттєві вимоги до якості апаратного забезпечення та калібрування моделі під конкретні умови та середовище роботи.

Фільтр часток (ФЧ) або послідовний метод Монте-Карло – це набір алгоритмів Монте Карло, що використовуються для знаходження наближених розв'язків у задачах фільтрації [5]. Даний метод широко застосовується у робототехніці у задачах самолокалізації [4]. Алгоритм ґрунтується на ймовірнісному підході для оцінки позиції робота завдяки генерації та оновленню набору гіпотетичних позицій робота, що називаються «часточками». Опис алгоритму наступний:

1. Ініціалізація: Спочатку генеруємо часточки у випадкових можливих позиціях робота. Кожна часточка репрезентує гіпотетичне місце розташування робота і задається як  $P_i = \{x_i, y_i, w_i\}$
2. Передбачення: Із кожним переміщенням робота у просторі, оцінюємо нову позицію часточки згідно із motion model робота. Це передбачення зазвичай містить шум, що спричинений погрішностями та помилками датчиків.
3. Оновлення: Здійснюються збір даних із сенсорів середовища (для прикладу LiDAR чи камери) і порівнюються із тим, як би виглядали ці ж виміри у кожній конкретній часточці. Часточки, які узгоджуються добре із отриманими даними отримують більшу вагу, а, відповідно, інші - меншу.
4. Переміщення: На цьому кроці часточки, які мають високу вагу мають більшу ймовірність «клонування», тобто створення додаткової часточки у околі вихідної. А часточки із малою вагою можуть бути відкинуті. Таким чином відбувається концентрація часточок у більш ймовірних місцях розташування робота.
5. Ітерація: Кроки 2-4 повторюються із кожним переміщенням робота і отриманням нових замірів із сенсорів середовища. Таким чином розподіл часточок змінюється із часом та збігається у точку, де насправді знаходиться робот.

Основними перевагами можна назвати:

1. Гнучкість: ФЧ дозволяє легко поєднати данні від різних сенсорів
2. Надійність: ФЧ відносно стійкий до шуму, що присутній у данних із сенсорів, а також, може працювати із мульти-модальними розподілами, тобто випадками, коли робот може мати кілька ймовірних місць розташування
3. Працює із нелінійністю: ФЧ добре дає хороші результати навіть у випадку, коли моделі переміщення та/або сенсорів є нелінійними, на відміну від інших методів фільтрації.

Серед недоліків варто виділити кількість обчислень, у порівнянні із фільтром Калмана, необхідних для роботи алгоритму, що ставить дещо вищі вимоги до апаратного забезпечення робота.

У даному дослідженні ми додатково накладемо обмеження, щодо низької вартості та ваги апаратного забезпечення, що обмежує використання важких та дорогих пристроїв як LiDAR. Натомість дослідимо ефективність алгоритмічного рішення, що може працювати на компактних і легких одноплатних комп'ютерах або потужних мікроконтролерах. Такі обмеження є необхідними при масовому застосуванні у рої автономних БПЛА.

Метою дослідження є пошук відносно точного та не важкого, за кількістю обчислень, алгоритму вирішення задачі самолокалізації, що може гнучко поєднувати данні від кількох сенсорів та демонструвати відносну стійкість до шуму у данних.

### Основний матеріал

Означимо модель оцінки відстані формулою:

$$d_i = \sqrt{tss_i / rssi_i} + \varepsilon, \quad (2)$$

де  $tss_i$  – очікуваний рівень переданого радіосигналу,  $rssi_i$  – заміряний рівень отриманого радіосигналу,  $\varepsilon$  – випадковий шум із Гаусівським розподілом.

Вважатимемо, що маяки у точках прив'язки передають інформацію про своє поточне місце розташування у радіофір із визначеною періодичністю та сталою потужністю  $tss_i=1\text{Вт}$ . Один крок симуляції приймемо за 1 секунду.

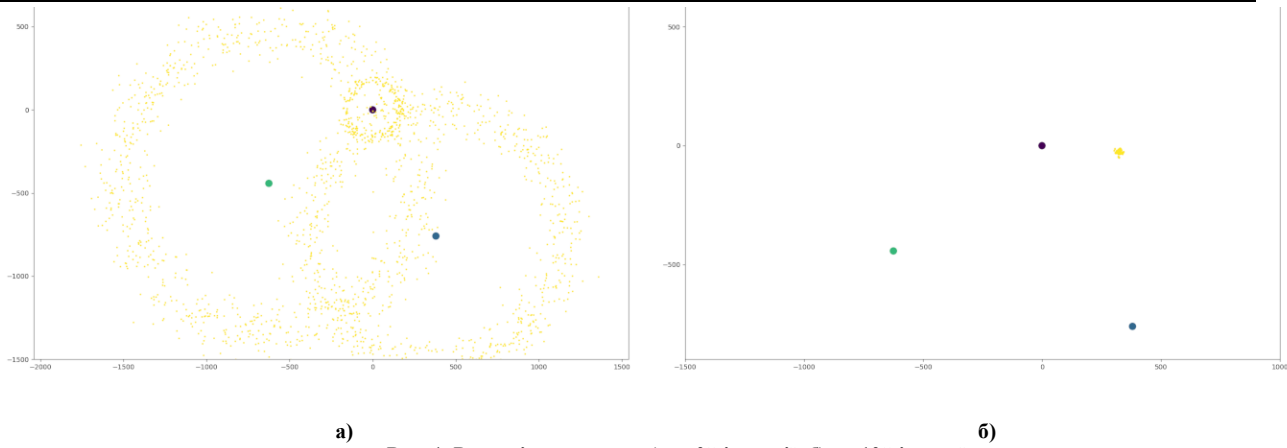


Рис. 1. Розподіл часточок: а) на 0й ітерації; б) на 10й ітерації

Для визначення ефективності застосування ФЧ до задачі локалізації лише за відстанню, було створено програмну симуляцію, яка «проводить» агент (реалізацію ФЧ) по запрограмованому маршруту та порівнює отриману оцінку місця розташування із очікуваною. Для цього гео-координати розміщення точок прив'язки перетворюються у відносні координати на площині. Після отримання початкових оцінок відстаней за RSSI, генеруються часточки довкола точок прив'язки на відповідних відстанях із зміщенням на випадкову величину із параметрами  $N(0, 0.1d_i)$ , де  $d_i$  оцінка відстані. На рис. 1 наведено розподіл часточок отриманий після цього кроку (а) та після 10ї ітерації (б).

У таблиці 1 наведено результати роботи симуляції на тестовому маршруті, а саме проміжні результати перших 15 та останніх 5 ітерацій симуляції. У цьому тесті алгоритм досягає збіжності за 8 ітерацій і надалі підтримує хорошу точність оцінок, а саме MAE=2.5981 та RMSE=2.8474 (загалом у тесті MAE=14.3011 та RMSE=72.0219). Такі показники є достатніми для роботи на відкритому просторі, але потребують покращення для роботи у приміщеннях.

Таблиця 1

**Результати роботи ФЧ на тестовому маршруті.**

Ітерація	Справжня X	Справжня Y	Оцінка X	Оцінка Y	Відхилення	Відстань до ТП <sub>0</sub>
0	181.5	-22.1	-130.4	-557.6	619.7	182.9
1	196.4	-24.3	-17.7	-430.3	459.1	197.9
2	211.3	-26.5	69.1	-321.4	327.3	213.0
3	226.3	-28.7	154.3	-195.5	181.6	228.1
4	241.2	-30.9	212.6	-94.3	69.5	243.1
5	241.2	-30.98	230.0	-54.4	25.9	243.1
6	257.5	-30.2	254.0	-36.9	7.52	259.3
7	273.9	-29.5	271.5	-35.0	5.94	275.5
8	290.2	-28.8	291.2	-29.5	1.18	291.7
9	306.6	-28.1	307.9	-28.7	1.42	307.9
10	322.9	-27.4	324.7	-28.4	1.99	324.1
11	322.9	-27.4	324.7	-28.9	2.28	324.1
12	337.7	-29.0	339.0	-30.7	2.12	339.0
13	352.5	-30.5	352.4	-32.3	1.78	353.9
14	367.3	-32.1	366.6	-34.0	2.03	368.7
...						
138	1726.0	-348.0	1723.9	-349.1	2.35	1760.7
139	1741.8	-349.9	1739.2	-350.8	2.7	1776.6
140	1757.6	-351.9	1755.9	-353.0	1.99	1792.5
141	1773.4	-353.9	1771.1	-354.9	2.47	1808.3
142	1789.2	-355.9	1786.6	-357.2	2.85	1824.2

Для верифікації отриманих результатів було проведено симуляції із використанням широко вживаного фільтру Калмана (ФК). Для цього було використано наступний підхід: кожної ітерації розв'язується система лінійних рівнянь (1), отримані результати подаються на вхід у ФК для стабілізації та

видалення шуму, так повторюється задану кількість разів. На рис. 2 наведено порівняльний графік роботи ФЧ(PF) та ФК(FK) на тестовому маршруті.

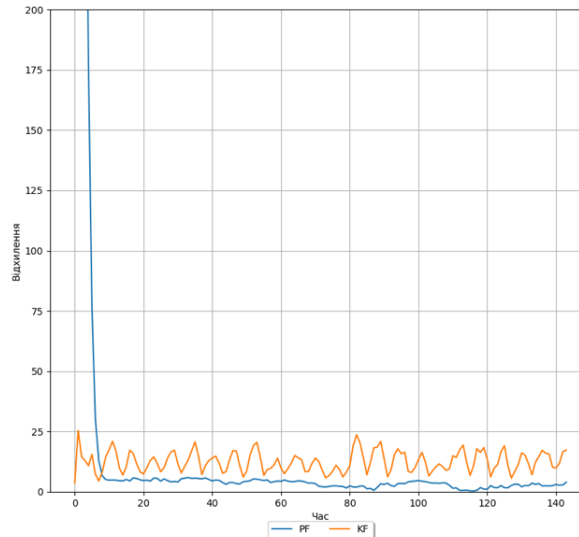


Рис. 2. Графік зміни абсолютної похибки оцінювання з часом

Як бачимо, ФК показує хороші та стабільні результати практично одразу і утримує  $MAE=12.5199$  та  $RMSE=13.2238$  протягом часу симуляції. Але ФЧ демонструє перевагу у точності після завершення періоду стабілізації. Це можна пояснити тим, що на вхід подаються також дані про зміщення об'єкту від інерційного блоку виміру.

### Висновки

У даній роботі була розглянута задача визначення позиції об'єкту на основі оцінок відстаней до точок прив'язки на основі RSSI. Виходячи з того, що оцінка відстані на основі RSSI є доволі неточною, було прийнято рішення застосувати фільтрацію. Алгоритм фільтра часточок має відносно хороші показники стійкості до шуму, а тому показав хороші результати при вирішенні цієї задачі. Серед інших переваг алгоритму слід відзначити гнучкість, що дозволяє легко інтегрувати дані від додаткових сенсорів.

В ході дослідження було створено середовище для симуляції та проведено серію експериментів. Було отримано достатньо хороші показники точності і стабільності оцінки позиції, а саме  $MAE=2.5981$  та  $RMSE=2.8474$  після початкового стабілізаційного періоду на тестовому маршруті. Також було проведено порівняння ефективності роботи алгоритмів фільтра часточок та фільтра Калмана.

Наступними завданнями дослідження можна визначити розширення алгоритму для роботи із кількома об'єктами одночасно та у рої, перевірку стійкості алгоритму при втраті сигналів від точок прив'язки та адаптація до задач уникнення зіткнень у рої БПЛА.

### References

1. Bravo, F.G., Vale, A., Ribeiro, M.I. (2008). Particle-Filter Approach for Cooperative Localization in Unstructured Scenarios. In: Cetto, J.A., Ferrier, J.L., Costa dias Pereira, J., Filipe, J. (eds) Informatics in Control Automation and Robotics. Lecture Notes Electrical Engineering, vol 15. Springer, Berlin, Heidelberg. [https://doi.org/10.1007/978-3-540-79142-3\\_12](https://doi.org/10.1007/978-3-540-79142-3_12)
2. Tang, C.; Zhou, D.; Dou, L.; Jiang, C. A 3D Range-Only SLAM Algorithm Based on Improved Derivative UKF. Electronics 2022, 11, 1109. <https://doi.org/10.3390/electronics11071109>
3. Tomažič, S.; Škrjanc, I. An Automated Indoor Localization System for Online Bluetooth Signal Strength Modeling Using Visual-Inertial SLAM. Sensors 2021, 21, 2857. <https://doi.org/10.3390/s21082857>
4. P. M. Djuric *et al.*, "Particle filtering," in *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 20, no. 5, pp. 19-38, Sept. 2003, <https://doi.org/10.1109/MSP.2003.1236770>
5. Wills, Adrian G.; Schön, Thomas B. (3 May 2023). "Sequential Monte Carlo: A Unified Review". Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems. 6 (1): 159–182. doi:10.1146/annurev-control-042920-015119. ISSN 2573-5144. S2CID 255638127
6. Kalman, R.E. (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems (PDF). Journal of Basic Engineering. 82 (1): 35—45. doi:10.1115/1.3662552