

Петросян А.Р.

Державний університет «Житомирська політехніка»

МЕТОД ЛОКАЛІЗАЦІЇ ОБ'ЄКТА У ПРОСТОРІ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ ГЕНЕТИЧНО-ОПТИМІЗОВАНОГО ФІЛЬТРА ЧАСТИНОК

У статті запропоновано новий метод локалізації об'єкта в просторі, заснований на використанні генетично-оптимізованого фільтра частинок. Актуальність дослідження обумовлена зростаючими вимогами до точності та швидкодії алгоритмів локалізації, які застосовуються в сфері автономних безпілотних повітряних суден. Висока динамічність польоту, шумність сигналів датчиків, нелінійність моделей руху і негаусівський характер перешкод істотно ускладнюють завдання точного визначення положення і орієнтації об'єктів.

Проведений аналіз існуючих методів показав, що класичні методи, такі як фільтр Калмана, розширений фільтр Калмана, фільтр Калмана без запаху, мають значні обмеження. Такий метод, як фільтр частинок, вирішує зазначені проблеми, проте він має також недолік – виродження частинок. Для усунення цієї проблеми традиційно застосовують метод повторної вибірки, що, однак, призводить до втрати різноманітності частинок та погіршує точність.

Запропонований у дослідженні алгоритм базується на принципах роботи генетичного алгоритму. Це дозволяє значно розширити простір пошуку оптимального стану об'єкта та уникнути передчасної збіжності, яка характерна для класичних фільтрів частинок. Для оцінки пристосованості частинок розроблена фітнес-функція, яка забезпечує максимізацію точності локалізації та зменшує обчислювальні витрати.

Метод перевірено шляхом математичного моделювання переміщення об'єкта в двовимірному просторі. Результати експериментальних досліджень продемонстрували, що запропонований метод переверщує класичні методи SIR і BPF за критерієм кореня середньоквадратичної похибки приблизно на 17%. Також проведено порівняльний аналіз швидкодії алгоритму при реалізації на мікроконтролерах різних архітектур (AVR, ARM, MIPS), де доведено зменшення часу обчислення фітнес-функції в 7–10 разів у порівнянні з традиційною функцією правдоподібності, що показує перспективність методу для практичного застосування в автономних системах з обмеженими обчислювальними ресурсами.

Ключові слова: локалізація, БПС, безпілотні повітряні судна, фільтр частинок, генетичний алгоритм, виродження частинок, фітнес-функція, обчислювальна ефективність.

Постановка проблеми. Проблема точної локалізації об'єктів у просторі залишається однією з найважливіших та критичних у розвитку сучасних автономних систем пересування (роботів). Особливої актуальності вона набуває у контексті безпілотних повітряних суден (БПС), де від точного та швидкого визначення власного стану та орієнтації безпосередньо залежить безпека та ефективність виконання завдань: навігація, зйомка, моніторинг, доставка тощо, а також взаємодія з навколишнім середовищем. Ця проблема є основою як автономної навігації, але і в системах доповненої реальності, комп'ютерного зору тощо.

Завдання визначення положення та напрямку БПС істотно ускладнюється через наявність значної невизначеності та впливу шумів на вихідні

дані від датчиків. Джерелами таких шумів є інерційні вимірювальні системи, що страждають від дрейфу і вібрацій, системи глобального позиціонування (GNSS/GPS), які схильні до перешкод, відсутності сигналу, а також решта датчиків (камери, лідари тощо), на які впливають умови освітлення, погодні умови та інші фактори. Необхідність інтеграції даних з різних, часто неточних і конфліктуючих джерел, в поєднанні з динамічністю середовища польоту, перетворює локалізацію в надзвичайно складну, багатофакторну задачу оцінки стану БПС.

Існуючі класичні підходи до локалізації та відстеження траєкторії, такі як фільтр Калмана та його нелінійні варіанти: розширений фільтр Калмана, фільтр Калмана без запаху та фільтр частинок, демонструють певну ефективність, але

мають деякі обмеження. Фільтри Калмана часто зазнають невдач при великій нелінійності моделей руху або при значних негауссових шумах. Фільтр частинок здатен краще обробляти нелінійності та мультимодальність, але стикається з проблемою «виродження частинок». Вказані проблеми можуть приводити до втрачання треку або давати грубі похибки. У зв'язку з цим виникає нагальна потреба в розробці та вдосконаленні методів локалізації БПС.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Проблема точного визначення та відстеження просторового положення об'єктів (локалізація) є важливою для широкого спектру сучасних завдань: в області автономних транспортних засобів вона дозволяє визначати точне положення автомобіля для безпечної навігації та запобігання зіткненням; в робототехніці локалізація використовується для точного позиціонування роботів, наприклад, в складських приміщеннях; БПС використовують локалізацію для виконання завдань картографування, доставки вантажів тощо; у віртуальній та доповненій реальності для відстеження положення користувачів тощо. У кожній із завдань надійна локалізація об'єктів служить критичною основою для прийняття рішень, автоматизації та підвищення загальної ефективності технічних систем.

З математичної точки зору, метод оцінки стану динамічного об'єкта в часі часто формулюється в рамках байєсівського підходу. Байєсівська фільтрація є ймовірнісним методом, який дозволяє послідовно оновлювати апостеріорну щільність ймовірності стану об'єкта. Цей процес включає два послідовних етапи: прогноз та корекція.

Найбільш відомою і частою реалізацією цього підходу, що використовується, є фільтр Калмана [1, 2]. Він забезпечує оптимальну оцінку в сенсі мінімуму середньоквадратичної похибки для лінійних систем з адитивними гауссовими шумами як в моделі руху, так і в моделі вимірювань. Однак переважна більшість практичних завдань локалізації об'єкта, особливо пов'язаних з маневруючими об'єктами, характеризуються нелінійностями.

Для адаптації байєсівського підходу до нелінійних систем було розроблено дві широко поширені модифікації фільтра Калмана: розширений фільтр Калмана (заснований на лінеаризації нелінійних функцій); фільтр Калмана без запаху (вибирає набір точок, пропускає їх через нелінійні функції моделі, а потім апроксимує апостеріорний розподіл за перетвореними точками). Другий варіант часто демонструє вищу точність при порівнян-

ній обчислювальній складності, проте через простоту реалізації перший варіант фільтра також дуже часто застосовується в багатьох завданнях. Так, у матеріалах [3, 4] описується застосування розширеного фільтра Калмана в автопілотах БПС PX4 і Ardupilot, а в статті [5] проводиться порівняльний аналіз обох модифікацій фільтра в задачах вимірювання відстані до об'єкта в просторі.

Ще одним з ефективних методів оцінки в рамках байєсівського підходу є фільтр частинок (ФЧ). Основний принцип ФЧ полягає в представленні апостеріорної щільності ймовірності стану об'єкта за допомогою дискретної апроксимації, що реалізується набором зважених випадкових вибірок (частинок). Кожна частинка моделює можливий стан системи і асоціюється з ваговим коефіцієнтом, що відображає її відповідність спостережуваному даним. Подібно до інших байєсівських методів оцінки, ФЧ здійснює рекурсивну оцінку стану, що включає два послідовних етапи. Ключовою перевагою ФЧ перед модифікованими фільтрами Калмана є його здатність забезпечувати оцінку стану об'єкта з більшою точністю у завданнях з великою нелінійністю моделей руху та довільним розподілом випадкових величин [6]. Однак ефективність ФЧ на практиці обмежується низкою проблем: виродження частинок та обчислювальна ефективність. Дані проблеми взаємосуперечливі. У зв'язку з тим, що швидкість сучасних комп'ютерів висока, то в більшості випадків фільтри ускладнюються для усунення виродження частинок, що призводить до зниження обчислювальної ефективності. Однак не всі завдання вирішуються на комп'ютері. Багато обчислювальних методів реалізуються в мікроконтролерах (МК), в тому числі і польотний контролер БПС, що вимагає пошуку компромісу між точністю і швидкістю алгоритмів.

Для усунення виродження частинок використовується операція повторної вибірки (англ. resampling). Повторна вибірка зазвичай виконується після оцінки стану об'єкта. Мета повторної вибірки – замінити частинки з низькими ваговими коефіцієнтами частинками з високими ваговими коефіцієнтами. Однак ця операція призводить до втрати різноманітності частинок (англ. particle diversity). Це погіршує точність та надійність позиціонування, що може призвести до нестійкості фільтрації та втрати треку. Даний підхід використовується в методі SIR (Sampling Importance Resampling).

У статті [7] проводиться огляд оптимальних і субоптимальних байєсівських алгоритмів оцінки

для задач нелінійного/негаусівського відстеження стану об'єкта, з особливим акцентом на ФЧ. В рамках загальної структури алгоритму послідовного вибіркового зважування представлено кілька варіантів ФЧ, таких як SIR, ASIR і RPF. Ці варіанти порівнюються з розширеним фільтром Калмана на наочному прикладі.

ASIR (Auxiliary Sampling Importance Resampling) – це модифікація SIR-фільтра, спрямована на усунення проблеми різноманітності частинок після повторної вибірки. На відміну від традиційного SIR, де вага частинки призначається після повторної вибірки, ASIR враховує не тільки минулий стан, але і поточне спостереження, що дозволяє заздалегідь відібрати більш перспективні частинки, а це знижує розкид вагових коефіцієнтів і підвищує обчислювальну ефективність ФЧ при малій кількості частинок.

RPF (Regularized Particle Filter) – це також модифікація SIR-фільтра, спрямована на усунення тих самих проблем. Замість того щоб просто копіювати частинки з високою вагою, RPF додає до них невеликі випадкові зміщення, використовуючи ядерне згладжування. Це дозволяє зберегти різноманітність частинок і більш точно апроксимувати апостеріорний розподіл. Метод особливо ефективний при низькому рівні шуму, коли частинки схильні скупчуватися в одній області.

У роботі зазначається, що розширений фільтр Калмана сильно програє в точності через нездатність враховувати багатомодальні та нелінійні особливості моделей. Всі ФЧ показують кращі результати за метрикою кореня середньоквадратичної помилки (англ. RMSE). Однак їх обчислювальна ефективність значною мірою залежить від варіантів усунення виродження частинок і завдання, яке вирішується. Це означає, що використовуючи різні варіанти повторної вибірки, можна отримувати різні модифікації ФЧ, які будуть краще підходити для певних завдань.

Так в статті [8] пропонується вдосконалений метод візуального відстеження об'єктів на основі ФЧ, де для повторної вибірки використовується оптимізація роєм частинок. Даний метод дозволяє шукати вибірки навколо останнього стану об'єкта в залежності від поточного спостереження. Таким чином, він може розподілити частинки в області з високою правдоподібністю, навіть якщо динамічну модель об'єкта неможливо отримати. Це виконується за рахунок того, що спочатку знаходять область вибірки за допомогою алгоритму оптимізації роєм частинок, а потім розподіляють

частинки на основі двох різних базових точок, щоб досягти різноманітності та збіжності фільтра.

Виявивши паралелі в архітектурі ФЧ і генетичних алгоритмів (ГА), вчені побачили можливість для гібридного підходу. Механізми відбору, схрещування, мутації стали вбудовуватися в процес фільтрації, що дозволяє виключити виродження частинок. Тепер завдання локалізації об'єкта в просторі постає як послідовна оптимізація, яка «еволюціонує» до більш точного рішення. Останнім часом було проведено велику кількість досліджень з використанням ГА для усунення виродження частинок і було запропоновано ряд рішень [9-11].

У статті [9] ГА включений в ФЧ. Використання генетичних операторів дозволяє уникнути передчасної збіжності частинок і розширити область пошуку частинок. Для передбачуваного розподілу, заснованого на ГА, виводяться відповідні вагові коефіцієнти, щоб апроксимувати цільовий розподіл. Результати показують, що даний метод перевершує класичні ФЧ (SIR, APF, RPF тощо) в задачах, де можливі різкі зміни стану об'єкта.

У роботі [10] запропоновано вдосконалений алгоритм ФЧ, що об'єднує ГА і ФЧ. У ньому частинки відбираються відповідно до ймовірності та принципу селекції ГА, що підвищує шанси вибору частинок з більшими ваговими коефіцієнтами і направляє процес у бік оптимального результату. Кросовер і мутація замінюють стратегію повторної вибірки ФЧ, яка просто копіює частинки з високими ваговими коефіцієнтами і видаляє з низькими, реалізуючи оновлення частинок.

У наступній статті [11] для збільшення різноманітності частинок і підвищення точності позиціонування пропонується вдосконалений метод повторної вибірки, заснований на генетичній оптимізації. Даний метод оптимізує розподіл повторно обраних частинок за допомогою п'яти операторів: відбору, огрублення, класифікації, кросовера і мутації. Зазначений метод повторної вибірки на основі генетичної оптимізації інтегрується в структуру ФЧ.

Як показує аналіз, ГА використовується для усунення збіднення частинок ФЧ при повторній вибірці, тому в більшості випадків повторна вибірка замінюється на оператори ГА: кросовер і мутація. ГА є потужним інструментом оптимізації і використовується для вирішення багатьох завдань [12, 13]. Однак застосування ГА може дозволити не тільки вирішити завдання оптимізації, але і підвищити швидкість методу [11, 14]. Зробити це можна двома шляхами: зменшивши

кількість індивідуумів ГА (в рамках ФЧ – зменшити кількість частинок); модифікувавши сам метод, використовуючи більш ефективні операції.

Постановка завдання. Метою даної роботи є розробка методу локалізації об'єкта в просторі, заснованого на генетичному алгоритмі для подолання фундаментальної проблеми виродження частинок. Основне завдання – знайти компроміс між мінімізацією похибки оцінки положення об'єкта в просторі та збільшенням швидкодії методу.

Виклад основного матеріалу. Розглядаємий метод є вдосконаленням методу, який викладено в тезах [14]. У зазначеному матеріалі було зроблено спробу реалізувати фільтрацію частинок з використанням класичного ГА. Оскільки використовувався класичний ГА, то в матеріалі не враховувалася модель зміни стану об'єкта, що вносило додаткову похибку.

Як вже зазначалося, ФЧ є послідовним методом Монте-Карло для байєсівської фільтрації, де оптимальна оцінка стану динамічної системи визначається через модель простору станів, що формалізує зв'язок між прихованими станами x_k та спостереженнями y_k [11]:

$$x_k = f(x_{k-1}) + w_k, \quad (1)$$

$$y_k = h(x_k) + v_k, \quad (2)$$

де w_k , v_k – білий шум системи і спостереження відповідно; $f()$, $h()$ – відомі функції переходу і спостереження відповідно.

ФЧ апроксимує апостеріорний розподіл стану $p(x_k | y_{1:k})$ набором випадкових частинок $\{x_k^i, w_k^i\}_{i=1}^{N_p}$ з передбачуваного розподілу $q(x_k | y_{1:k})$:

$$p(x_k | y_{1:k}) = \sum_{i=1}^{N_p} w_k^i \cdot \delta(x_k - x_k^i), \quad (3)$$

де $\delta()$ – дельта-функція Дірака, N_p – кількість частинок, w_k^i – нормалізований ваговий коефіцієнт. Вагові коефіцієнти розраховуються у відповідності до виразу (4):

$$\tilde{w}_k^i \propto \frac{p(x_k^i | y_{1:k})}{q(x_k^i | y_{1:k})}. \quad (4)$$

Вагові коефіцієнти частинок на кожному кроці можуть бути оновлені відповідно до виразу (5):

$$\tilde{w}_k^i \propto \tilde{w}_{k-1}^i \frac{p(y_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, y_k)}. \quad (5)$$

На практиці розподіли $p()$ і $q()$ у виразі (4) вважають однаковими, тому вираз (5) можна записати в такому вигляді (6):

$$\tilde{w}_k^i \propto \tilde{w}_{k-1}^i p(y_k | x_k^i). \quad (6)$$

Вагові коефіцієнти (6) необхідно нормалізувати на кожному кроці при повторній вибірці наступним чином (7):

$$w_k^i \propto \frac{\tilde{w}_k^i}{\sum_{i=1}^{N_p} \tilde{w}_k^i}. \quad (7)$$

Після математичного опису ФЧ розглянемо його реалізацію на базі ГА (надалі будемо використовувати скорочену назву PFonGA для даного методу). Розглянемо етапи виконання методу PFonGA.

1. Ініціалізація.

Генерація початкових особин $\{x_0^i\}_{i=1}^{N_p}$ з апіорного розподілу $p(x_0)$ та ваговими коефіцієнтами $w_0^i = \frac{1}{N_p}$.

2. Спостереження.

На даному етапі здійснюється отримання інформації з різних датчиків (акселерометра, гіроскопа, магнітометра тощо) БПС для прогнозування його положення відповідно до моделі руху (8):

$$x_k^i \sim p(x_k | x_{k-1}^i). \quad (8)$$

3. Оновлення.

На наступному етапі відповідно до фітнес-функції обчислюється пристосованість особин. В якості фітнес-функції візьмемо мінімум відхилення кожної особини від передбачуваного положення об'єкта (9):

$$\phi(y_k, x_k^i) = (y_k - h(x_k^i))^2 \rightarrow \min. \quad (9)$$

Однак ГА використовується для пошуку максимуму, тому фітнес-функцію необхідно змінити наступним чином:

$$\phi(y_k, x_k^i) = \tilde{c} - (y_k - h(x_k^i))^2 \rightarrow \max, \quad (10)$$

де $\tilde{c}$ – константа. Щоб вираз виглядав більш гармонійно, задамо дану константу наступним чином:

$$\tilde{c} = (c\sigma)^2, \quad (11)$$

де σ – середньоквадратичне відхилення шуму моделі (2).

Беручи до уваги, що фітнес-функція не може бути від'ємною і підставляючи вираз (11) в (10), остаточно вона буде мати вигляд (12):

$$\phi(y_k, x_k^i) = \max\left(0, (c\sigma)^2 - (y_k - h(x_k^i))^2\right) \rightarrow \max, \quad (12)$$

На кожній ітерації в ГА виконується відбір особин. Дана операція ідентична повторній вибірці

в ФЧ, тому вагові коефіцієнти будуть скидатись, а вираз (6) матиме такий вигляд:

$$\tilde{w}_k^i \propto \varphi(y_k, x_k^i). \quad (13)$$

Вагові коефіцієнти (13) нормалізуються у відповідності до виразу (7). Після чого виконується розрахунок апостеріорної оцінки положення об'єкта відповідно до виразу (14):

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N w_k^i x_k^i. \quad (14)$$

4. Відбір.

Існує безліч різних стратегій відбору особин. У нашому випадку використовувався метод рулетки. Він носить ймовірнісний характер і вибирає батьків на основі їх пристосованості, де більш пристосовані особини мають більшу ймовірність бути обраними, але при цьому менш пристосовані особини також мають шанс бути обраними, що вносить різноманітність в популяцію.

5. Кросовер.

У зв'язку з тим, що хромосоми у нас з реальними числами, тому в було використано кросовер для речового кодування:

$$x_k^{i,cr} = 0.5(x_k^i(1+\beta) + x_k^j(1-\beta)), \quad (15)$$

$$x_k^{j,cr} = 0.5(x_k^i(1-\beta) + x_k^j(1+\beta)), \quad (16)$$

де β – береться з рівномірного розподілу в діапазоні $[0, 1]$.

6. Мутація.

Для деяких особин проводилася операція мутації відповідно до виразу:

$$x_k^{j,mut} = x_k^i + \eta, \quad (17)$$

де η – випадкове значення з рівномірного розподілу в діапазоні $[0, 1]$.

Для перевірки роботи методу було проведено моделювання за допомогою мови програмування Python. Для реалізації ГА необхідно налаштувати гіперпараметри. У нашому випадку вони матимуть такі значення: кількість особин – 500; ймовірність операції кросовер – 0,9; ймовірність операції мутації – 0,2. Також у формулі (12) необхідно задати значення константи $c = 4$. Усі параметри підбрані емпіричним шляхом. Моделювання проводилося в 2D-просторі. На рис. 1 показано результат переміщення об'єкта по колу.

RMSE за результатами 10 експериментів склало 0.483. Для порівняльного аналізу були проведені експерименти з методами SIR і BPF, які показали значення 0.585 і 0.609 відповідно за рівних умов.

Метод базується на ГА, тому функція правдоподібності не використовується, а задіяна фітнес-функція, що дозволило отримати виграш за швидкодією при реалізації методу на МК. Порівняльний аналіз часу виконання цих функцій для деяких МК з різною архітектурою представлений у табл. 1.

Як видно з табл. 1, різниця становить в 7–10 разів.

Висновки. У статті запропоновано метод локалізації об'єкта в просторі на основі генетично-оптимізованого фільтра частинок (PFonGA), що дозволяє ефективно усувати проблему виродження частинок. Запропонований підхід завдяки використанню генетичного алгоритму дозволяє також зменшити час обчислень фітнес-функції на мікроконтролерах різних архітектур у 7–10 разів порівняно з традиційною функцією правдоподібності. Результати моделювання підтвердили переваги методу за критерієм RMSE (на 17% у порівнянні з класичними методами SIR і BPF). Метод

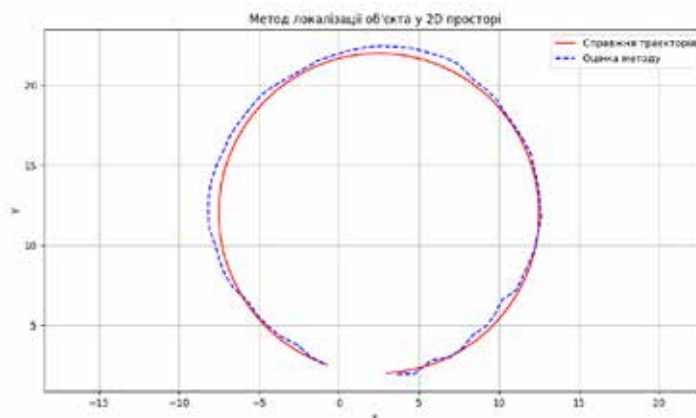


Рис. 1. Результат відстеження переміщення об'єкта з використанням методу PFonGA

Час виконання функції правдоподібності та фітнес-функції на МК

Архітектура	Час виконання функцій, μ s	
	традиційна функція правдоподібності	фітнес-функція методу PFonGA
AVR (ATmega164A, 16МГц)	280.6	43.0
ARM (ATSAMD21G18A, 16МГц)	108.6	9.8
MIPS (PIC32MX110F016B, 16МГц)	208.5	19.0

є перспективним для автономних систем, де критичним є компроміс між точністю локалізації та обчислювальною ефективністю. Подальші дослі-

дження повинні бути спрямовані на оптимізацію гіперпараметрів генетичного алгоритму і параметрів фітнес-функції.

Список літератури:

1. Industrial Applications of the Kalman Filter: A Review / F. Auger та ін. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. 2013. Т. 60, № 12. С. 5458–5471. URL: <https://doi.org/10.1109/tie.2012.2236994>.
2. Kordić V. Kalman Filter. InTech, 2010. 402 с.
3. Using PX4's Navigation Filter (EKF2). *PX4 Guide (main)*. URL: https://docs.px4.io/main/uk/advanced_config/tuning_the_ecl_ekf.html (дата звернення: 26.06.2025).
4. Extended Kalman Filter (EKF) – Copter documentation. *ArduPilot – Versatile, Trusted, Open*. URL: <https://surl.li/cc/kqmuqp> (дата звернення: 26.06.2025).
5. EKF- and UKF-Based Estimators for Radar System / U. K. Singh та ін. *Frontiers in Signal Processing*. 2021. Т. 1. URL: <https://doi.org/10.3389/frsip.2021.704382>.
6. Evaluation of Localization by Extended Kalman Filter, Unscented Kalman Filter, and Particle Filter-Based Techniques / I. Ullah та ін. *Wireless Communications and Mobile Computing*. 2020. Т. 2020, № 1. С. 1–15. URL: <https://doi.org/10.1155/2020/8898672>.
7. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking / M. S. Arulampalam та ін. *IEEE Transactions on Signal Processing*. 2002. Т. 50, № 2. С. 174–188. URL: <https://doi.org/10.1109/78.978374>.
8. Zhao J., Li Z. Particle filter based on Particle Swarm Optimization resampling for vision tracking. *Expert Systems with Applications*. 2010. Т. 37, № 12. С. 8910–8914. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.05.086>.
9. A New Evolutionary Particle Filter for the Prevention of Sample Impoverishment / Seongkeun Park та ін. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. 2009. Т. 13, № 4. С. 801–809. URL: <https://doi.org/10.1109/tevc.2008.2011729>.
10. Zhao B., Hu J., Ji B. An improved particle filter based on genetic resampling. *International Conference on Automation, Mechanical Control and Computational Engineering*. Atlantis Press, 2015. С. 1353–1358. URL: <https://doi.org/10.2991/amcce-15.2015.125>.
11. A Genetic Optimization Resampling Based Particle Filtering Algorithm for Indoor Target Tracking / N. Zhou та ін. *Remote Sensing*. 2021. Т. 13, № 1. С. 132. URL: <https://doi.org/10.3390/rs13010132>.
12. Petrosian R.V., Kuzmenko O.V., Petrosian A.R. Method for calculating the fir filter based on genetic algorithm. *International scientific journal «Computer Systems and Information Technologies»*. Khmelnytskyi. 2021. № 1(3). pp. 19–24. DOI: 10.31891/CSIT-2021-3-3.
13. Petrosian R., Pilkevych I., Petrosian A. Algorithm for optimizing a PID controller model based on a digital filter using a genetic algorithm. *Proceedings of the 3rd Edge Computing Workshop*. 2023. Vol. 3374. pp. 97–111. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3374/paper07.pdf>.
14. Петросян А. Р. Метод локалізації об'єкта в просторі на основі генетичного алгоритму. *Інтегровані інтелектуальні робототехнічні комплекси (ІРТК-2025)*. Вісімнадцята міжнародна науково-практична конференція 20–21 травня 2025 р., Київ, Україна. К.: НАУ, 2025. С. 368–369.

Petrosian A.R. OBJECT LOCALIZATION METHOD IN SPACE USING A GENETICALLY-OPTIMIZED PARTICLE FILTER

The article proposes a new method for localizing an object in space based on the use of a genetically optimized particle filter. The relevance of the research is due to the growing demands for accuracy and speed of localization algorithms used in the field of autonomous unmanned aerial vehicles. High flight dynamics, noisy sensor signals, nonlinear motion models, and non-Gaussian noise significantly complicate the task of accurately determining the position and orientation of objects.

An analysis of existing methods has shown that classical methods, such as the Kalman filter, the extended Kalman filter, and the odorless Kalman filter, have significant limitations. A method such as the particle filter solves these problems, but it also has a drawback: particle degeneration. To eliminate this problem, the resampling method is traditionally used, which, however, leads to a loss of particle diversity and reduces accuracy.

The algorithm proposed in the study is based on the principles of a genetic algorithm. This allows for a significant expansion of the search space for the optimal state of the object and avoids premature convergence, which is characteristic of classical particle filters. To evaluate the fitness of particles, a fitness function has been developed that maximizes localization accuracy and reduces computational costs.

The method was verified by mathematical modeling of object movement in two-dimensional space. The results of experimental studies showed that the proposed method outperforms the classical SIR and BPF methods by approximately 17% in terms of the root mean square error criterion. A comparative analysis of the algorithm's performance when implemented on microcontrollers of different architectures (AVR, ARM, MIPS) was also carried out, proving a reduction in the calculation time of the fitness function by 7–10 times compared to the traditional likelihood function, which shows the promise of the method for practical application in autonomous systems with limited computing resources.

Key words: *localization, UAV, unmanned aerial vehicles, particle filter, genetic algorithm, particle degeneracy, fitness function, computational efficiency.*

Дата надходження статті: 01.08.2025

Дата прийняття статті: 09.09.2025

Опубліковано: 27.10.2025