

СЕМЕНЕНКО Ю. О., к.т.н., доцент

(Український державний університет залізничного транспорту)

СИСОЄВ Ю. О., д.т.н., професор

СЕМЕНЕНКО О. Д., асистент

СТЕПАНЕНКО Д. Р., старший викладач

СОРОКА А. С., студентка

ШИРОКИЙ Ю. В., к.т.н., доцент

(Національний аерокосмічний університет «Харківський авіаційний інститут»)



Енергоефективні алгоритми обробки сенсорної інформації для наземних роботизованих систем різного призначення

У статті розглянуто застосування методів одночасної локалізації та побудови карти (SLAM) для забезпечення автономної навігації мобільних роботів у невідомому середовищі. Актуальність дослідження зумовлена потребою у створенні високоефективних алгоритмів обробки сенсорної інформації для автономних мобільних платформ, що функціонують в умовах обмежених обчислювальних ресурсів і відсутності зовнішньої навігаційної інфраструктури. Особливої ваги такі задачі набувають для українських реалій, зокрема розроблення наземних роботизованих систем для обстеження територій, моніторингу інфраструктури, розмінування, роботи в зоні надзвичайних ситуацій і на промислових об'єктах. Проаналізовано підходи щодо фільтрації даних лазерного далекоміра в навігаційних системах мобільних роботів. Традиційно в задачах SLAM застосовують методи на основі фільтра Калмана і його модифікацій — розширений фільтр Калмана (EKF) і ненасичений фільтр Калмана (UKF). Однак алгоритм EKF потребує лінеаризації нелінійних моделей, що призводить до втрати точності, тоді як UKF забезпечує кращу узгодженість оцінок, але має підвищену обчислювальну складність. Це обмежує їхню ефективність для автономних роботів із обмеженими апаратними ресурсами.

Альтернативою є алгоритм фільтрації GP-RTSS, побудований на основі гаусових процесів, який не потребує процедури лінеаризації, чисельного інтегрування та явного прогнозування вибірки моделі. Такий підхід забезпечує вищу точність оцінювання стану та адаптивність до різних типів динамічних систем. Водночас суттєвим обмеженням GP-RTSS є значні обчислювальні витрати, пов'язані з обчисленням ядрової функції.

У роботі досліджено модифікацію фільтра DIS RTSS, що реалізує схему розподілених обчислень у структурі GP-RTSS із метою зменшення часу обробки даних і обсягу пам'яті. Запропоновано чотири алгоритми розподілених обчислень: DIS RTP, DIS RTGP, DIS RTB і DIS RTrB. За результатами моделювання встановлено, що алгоритм DIS RTGP демонструє найкраще співвідношення швидкодії та точності для задач автономної навігації мобільних роботів. Отримані результати можуть бути використані для створення вітчизняних робототехнічних комплексів із підвищеною автономністю і енергоефективністю.

Ключові слова: автономні мобільні роботи, планування шляху, SLAM, алгоритм, сенсори, навігація, гаусів процес, алгоритм фільтрації, алгоритм DIS RTSS, алгоритм DIS RTP, алгоритм DIS RTGP, алгоритм DIS RTB, алгоритм DIS RTrB.

Вступ.

Для забезпечення функціонування автономної системи управління автономними мобільними роботами під час проведення наукових досліджень або практичних завдань у складних середовищах необхідно розробити ефективні алгоритми для системи навігації. В Україні, як країні з потужною науково-технічною спадщиною в галузі робототехніки та космічних технологій — від розробок у КБ «Південне» до сучасних проектів Державного космічного агентства — особливу увагу приділяють автономним мобільним роботам, застосовуваним не

лише в наукових цілях, але і в реальних умовах, наприклад для розвідки, розмінування чи логістики в зонах конфліктів. Зокрема, українські розробники, такі як компанії, що створюють безпілотні наземні транспортні засоби (UGV) з інтеграцією штучного інтелекту для автономної навігації, активно впроваджують технології, що підвищують ефективність операцій і зменшують залежність від оператора, як це видно з досвіду поточних подій на фронті. Для вирішення завдань навігації можна застосувати метод одночасної локалізації та побудови карти місцевості, відомий у літературі як SLAM (simultaneous localization and mapping) [1].

© СЕМЕНЕНКО Ю. О., СИСОЄВ Ю. О., СЕМЕНЕНКО О. Д., СТЕПАНЕНКО Д. Р., СОРОКА А. С., ШИРОКИЙ Ю. В., 2026

ІНФОРМАЦІЙНО–КЕРУЮЧІ СИСТЕМИ НА ЗАЛІЗНИЧНОМУ ТРАНСПОРТІ

Цей метод використовують в автономних мобільних роботах для створення карти в невідомому середовищі або оновлення карти у відомому просторі з одночасним контролем поточного положення об'єкта. Лазерний SLAM (із використанням даних від лазерних далекомірів, наприклад LRFs) забезпечує високу точність для побудови карт і локалізації без суттєвого накопичення помилок. Разом із лазерним SLAM у навігаційних задачах широко застосовують різні методи фільтрації виміральної інформації, такі як фільтр Калмана (EKF і UKF) [2] чи фільтр частинок, для отримання апостеріорного розподілу позицій та орієнтирів для роботи на карті. Однак на практиці ці методи мають суттєві проблеми: в алгоритмі EKF присутній процес лінеаризації, що знижує точність; UKF краще узгоджений порівняно з EKF, але має вищу обчислювальну складність; метод фільтра частинок страждає від деградації частинок. Тому ці алгоритми не можна ефективно використовувати в режимі реального часу, що особливо актуально для українських реалій, де автономні системи мусять працювати в динамічних і ворожих середовищах з обмеженими ресурсами. Розвиток удосконалених SLAM-алгоритмів з урахуванням українських розробок у сфері AI і сенсорних систем може стати ключем для створення надійних автономних мобільних роботів для цивільних і оборонних цілей.

Аналіз останніх досліджень та публікацій

Мобільні навігаційні системи, засновані на сучасних алгоритмах SLAM-навігації, сьогодні широко застосовують у різних галузях, зокрема робототехніці, логістиці, обороні та наукових дослідженнях. В Україні, де через геополітичні реалії та поточні виклики, такі як збройні конфлікти, активно розвинуті автономні мобільні роботи для розвідки, розмінування територій та автономної логістики в зонах ризику, ці системи набувають особливого значення. Навігація – це процес переміщення по місцевості (traversing terrain) для досягнення певної мети. Метою зазвичай є місця, що мають науковий чи практичний інтерес, де автономний мобільний робот збиратиме і аналізуватиме дані або виконуватиме завдання.

Метод SLAM [3] – це метод, що використовують в автономних мобільних засобах для побудови карти в невідомому просторі або оновлення карти в задалегідь відомому просторі з одночасним контролем поточного місцезнаходження та пройденого шляху. Метод SLAM широко застосовується у сервісних роботах, автоматизованих автомобілях, безпілотних повітряних транспортних засобах, автономних підводних транспортних засобах і наземних автономних мобільних роботах.

Поняття SLAM було вперше введено в 1986 році Джеймсом Кроулі та Пітером Чізменом [1]. Вони розробили розширений фільтр Калмана (EKF) для картографування на основі ознак із точковими

орієнтирами та відомими асоціаціями даних. Пол Ньюман [2] довів у своїй роботі, що EKF сходиться для лінійних задач SLAM, де моделі руху та спостереження є лінійними функціями з гаусовим шумом. Протягом останніх десятиліть проблема SLAM привертала увагу численних дослідників. Саймон Джулієр та інші [3] вивчали вплив нелінійних моделей на ефективність EKF. Метью Монтемерло та співавтори розробили алгоритм FastSLAM [4], який відрізнявся від традиційного EKF SLAM. Цей алгоритм ґрунтований на рекурсивній вибірці Монте-Карло та фільтрації частинок, демонструючи нелінійну модель процесу. Джорджіо Грізетті та Райнер Куммерле [5] запропонували метод SLAM на основі графів, що базований на мінімізації помилок методом найменших квадратів. Сучасні дослідження активно інтегрують машинне навчання для покращення ефективності SLAM. Беньямін Бескос та інші [6] створили систему візуалізації на основі ORB-SLAM, застосовуючи динамічне виявлення рухомих об'єктів за допомогою багатовидової геометрії та глибокого навчання. Сан Лі та співавтори [7] використали рекурентну згорткову нейронну мережу (RCNN) для мобільного робота з 2D LIDAR та IMU, аби розв'язати проблему зниження точності для великих кутів повороту в LIDAR SLAM. На сьогодні спостерігають суттєвий прогрес у розробленні алгоритмів SLAM, включаючи традиційні, візуальні та гібридні підходи. Сучасні сенсори, як LIDAR, стереокамери, RGB-D камери та IMU, надають високоякісні дані для ефективного SLAM. Водночас машинне навчання відкриває нові перспективи для підвищення точності та адаптивності SLAM.

Визначення мети та задачі досліджень

В останні роки розробники в галузі робототехніки [4–7] приділяють велику увагу використанню фільтра Гаусса для обробки інформації та обчислень. Як показано в статті [12], на відміну від згаданих методів фільтрації, алгоритм робастного згладжувального фільтра Гаусса (GP-RTSS) допомагає отримати аналітичну формулу для процесу фільтрації без необхідності в дискретизації, лінеаризації чи чисельного інтегрування. У роботі [11] продемонстровано, що GP-RTSS порівняно з алгоритмами EKF, UKF та СКФ (кубічний фільтр Калмана) [19] має меншу невизначеність і несумісність, є стійкішим і здатним адаптуватися в різноманітних динамічних середовищах. Тому GP-RTSS – це перспективний варіант для застосування в невідомому середовищі разом із системою SLAM для автономних мобільних роботів. Алгоритм GP-RTSS базується на гаусових процесах, його робота потребує значних обчислювальних ресурсів для обробки ядра Гаусса. Водночас автономні мобільні роботи повинні швидко реагувати на зміни середовища, тому для систем навігації та керування важливо мінімізувати час обчислень. Тому ця проблема стає критичною, спонукаючи розробляти оптимізовані версії

ІНФОРМАЦІЙНО-КЕРУЮЧІ СИСТЕМИ НА ЗАЛІЗНИЧНОМУ ТРАНСПОРТІ

алгоритмів, адаптовані до локальних викликів, таких як енергозбереження і стійкість до зовнішніх впливів.

Для усунення цього недоліку в роботі запропоновано застосовувати метод розподілених обчислень для алгоритму фільтрації GP-RTSS, унаслідок чого розроблено новий алгоритм DIS RTSS. Цей алгоритм ефективніше використовує ресурси даних для забезпечення процесу фільтрації та суттєво зменшує обсяг обчислень. У контексті українських розробок DIS RTSS може бути інтегрований у національні проекти з робототехніки для підвищення ефективності автономних мобільних роботів у реальних умовах, таких як автономна навігація в зонах з електронними перешкодами чи нерівною місцевістю. Це дасть змогу не лише знизити обчислювальну складність, але й адаптувати систему до обмежених ресурсів, характерних для вітчизняних UGV, сприяючи розвитку наукової сфери.

Основна частина

Гаусів процес є надійним непараметричним методом моделювання невідомих динамічних систем. Він допомагає будувати гнучкі моделі, не покладаючись на жорсткі припущення про структуру процесу. Особливо корисний гаусів процес в задачах автономних мобільних роботів, де його застосовують для моделювання невизначеностей у навігації, оцінювання траєкторій руху і адаптації до динамічних середовищ, таких як нерівна місцевість чи зони з перешкодами, що актуально для українських розробок у сфері безпілотних наземних транспортних засобів [10].

Незважаючи на високу точність, яку забезпечує гаусова фільтрація, її практичне застосування суттєво обмежено великою обчислювальною складністю гаусових процесів. Це стає критичним у реальному часі для автономних мобільних роботів, де обмежені ресурси обчислювальної потужності (наприклад на борту компактних платформ типу Raspberry Pi) потребують оптимізації алгоритмів, аби забезпечити швидку реакцію на зміни середовища без накопичення помилок.

У цій статті основну увагу зосереджено саме на дослідженні гаусової фільтрації з урахуванням її інтеграції в системи автономних мобільних роботів. Запропонований підхід передбачає застосування гаусового процесу для оцінювання стану системи з метою одночасного підвищення швидкості та точності алгоритму, що дасть змогу ефективніше вирішувати завдання локалізації та побудови карти (SLAM) у невідомих середовищах, типових для автономних роботів.

Отримані за допомогою гаусової байєсівської фільтрації (GP-Bayes Filters) результати зберігають характерні особливості гаусового процесу [18]:

- гаусова байєсівська фільтрація не залежить від параметрів моделей прогнозування та моделей спостереження;

- вона формує оцінки станів, які враховують як шум вимірювань, так і невизначеність, притаманну самій регресійній моделі;

- використання класичного (стандартного) гаусового процесу в байєсівській фільтрації призводить до значного зростання обчислювальних витрат з обробкою великих обсягів даних, що особливо актуально для автономних мобільних роботів, де обробка сенсорних даних від LIDAR чи IMU має відбуватися в режимі реального часу з мінімальними затримками.

Гаусовому процесу характерна функція математичного сподівання $\mu(\cdot)$, дисперсія $\sigma(\cdot)$ і позитивно напіввизначена коваріаційна функція $K(\cdot)$, яку називають ядром.

Якщо доступний набір даних $D = (x, z)$, то спочатку його перетворюють одним із відомих методів до форми, сумісної з гаусовим процесом:

$$z_* = h(x_*) + \varepsilon, \quad \varepsilon \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2), \quad (1)$$

де x_* - вектор змінних стану динамічної системи;

z_* - вектор вихідних значень;

$h(\cdot)$ - функція, що моделює гаусів процес;

ε - шум, розподілений за нормальним законом із нульовим математичним сподіванням і дисперсією σ_ε .

Зважаючи на квадратичну залежність в експоненті ядра гаусового процесу, вираз для коваріаційної функції матиме вигляд

$$K(x_*, x') = \alpha^2 \exp\left(-\frac{1}{2}(x_* - x')^T \Lambda^{-1}(x_* - x')\right), \quad (2)$$

де Λ — діагональна матриця, що визначає характерні масштаби довжини квадратичного експоненціального ядра;

α^2 — дисперсія прихованої функції h .

Гіперпараметри Λ і α^2 можна визначити за допомогою методу градієнтного спуску.

Наступний передбачений розподіл значень функції $h^* = h(x^*)$ для вектора змінних стану x^* є гаусовим процесом із такими математичним сподіванням і дисперсією:

$$\mu_h(x_*) = M_h[h_*] = K_*^T (K' + \sigma_\varepsilon^2 I)^{-1} z = K_*^T \beta, \quad (3)$$

$$\sigma_h^2(x_*) = D_h[h_*] = K_{**} - K_*^T (K' + \sigma_\varepsilon^2 I)^{-1} K_*, \quad (4)$$

де

$$K_* = K(x, x_*), K_{**} = K(x_*, x_*), \beta = (K' + \sigma_\varepsilon^2 I)^{-1} z;$$

K' — матриця ядра з елементами

t — дискретний індекс часу, $t = 1, \dots, T$.

$$K'_{ij} = K(x_i, x_j);$$

I — одинична матриця.

Припустимо, що модель динамічної системи в дискретному вигляді описана рівняннями

$$x_t = f(x_{t-1}) + w,$$

$$z_t = g(z_{t-1}) + v,$$

(5)

де f і g — нелінійні функції;

x_t — D -вимірний вектор безперервного стану;

z_t — D -вимірний вектор вихідних змінних;

$$w \sim N(0, \sigma_w) \quad \text{і} \quad v \sim N(0, \sigma_v) \quad \text{— де}$$

гаусів шум;

$$\mu_{t|t-1}^x = M_{x_{t-1}} \left[M_h \left[h(x_{t-1}) \right] \middle| \mu', \sigma' \right] = \int \mu_h(x_{t-1}) N(h(x_{t-1}) | \mu', \sigma') dx_{t-1} = \beta^T L,$$

(7)

У формулах (7) і (8) позначено

$$(\sigma_{t|t-1}^x)^2 = \beta^T \tilde{L} \beta + \alpha^2 - tr \left[(K' + \sigma_\varepsilon^2 I)^{-1} \tilde{L} \right] - (\mu_{t|t-1}^x)^2,$$

(8)

$$L = [l_1, \dots, l_n]^T, \quad l_i = \alpha^2 \left| \sigma' \Lambda^{-1} + I \right|^{\frac{1}{2}} \times \exp \left(-\frac{1}{2} (x_i - \mu')^T (\sigma' + \Lambda)^{-1} (x_i - \mu') \right),$$

$$\tilde{L}_{ij} = \frac{K(x_i, \mu') K(x_j, \mu')}{|2\sigma' \Lambda^{-1} + I|^{\frac{1}{2}}} \times \exp(\tilde{y}_{ij} - \mu')^T \left(\sigma' + \frac{1}{2} \Lambda \right)^{-1} \sigma' \Lambda^{-1} (\tilde{y}_{ij} - \mu'),$$

$$\tilde{y}_{ij} = \frac{1}{2} (x_i + x_j), \quad tr \left[(K' + \sigma_\varepsilon^2 I)^{-1} \tilde{L} \right] -$$

$$\mu_{t|t}^e = \mu_{t|t-1}^x + \sigma_{t|t-1}^{xz} \left(\sigma_{t|t-1}^z \right)^{-1} (z_t - \mu_{t|t-1}^z),$$

(10)

слід матриці $(K' + \sigma_\varepsilon^2 I)^{-1} \tilde{L}$, $x_t \sim N(\mu', \sigma')$,

$$\sigma_{t|t}^e = \sigma_{t|t-1}^x - \sigma_{t|t-1}^{xz} \left(\sigma_{t|t-1}^z \right)^{-1} \left(\sigma_{t|t-1}^{zx} \right)^T.$$

(11)

У формулах (10) і (11) позначено

μ', σ' визначені за формулами (3) та (4).

Цей етап прогнозування є основним для оцінювання стану системи на основі попередніх даних, допомагаючи передбачити можливі траєкторії розвитку без урахування поточних спостережень. Він спирається на гаусові апроксимації, що робить обчислення ефективнішими в умовах невизначеності.

Етап 2. Оновлення фільтра. Розрахунок апостеріорного розподілу ймовірностей.

Апостеріорний розподіл ймовірностей

$p(x_t | z_{1:t})$ визначають так:

$$p(x_t | z_{1:t}) \approx N(x_t | \mu_{t|t}^e, \sigma_{t|t}^e),$$

(9)

де

$$\sigma_{t|t-1}^{xz} = M_{x,g} [xz^T] - \mu_{t|t-1}^x \left(\mu_{t|t-1}^x \right)^T,$$

$$M_{x,g} [xz^T] = \sum_{i=1}^n \beta_i \int x c_1 N(x | x_i, \Lambda_i) N(x | \mu_{t|t-1}^x, \sigma_{t|t-1}^x) dx,$$

де c_1 — константа.

Оновлення фільтра інтегрує нові спостереження, корегуючи прогноз на основі реальних даних. Це дає змогу зменшити похибку та підвищити точність моделі, особливо в динамічних системах, де дані надходять у реальному часі. Такий підхід робить фільтр адаптивним до змін у середовищі, що є критичним для застосувань у робототехніці.

ІНФОРМАЦІЙНО-КЕРУЮЧІ СИСТЕМИ НА ЗАЛІЗНИЧНОМУ ТРАНСПОРТІ

Етап 3. Згладжування. Для отримання точніших результатів проводять процедуру згладжування гаусової системи. Мета згладжування – покращити якість ідентифікації за рахунок повторного використання даних спостережень у зворотному порядку від x_t до x_1 . Після поєднання результатів оновлення фільтра $p(x_{t-1}|z_{1:T})$ і кінцевих результатів етапу згладжування (для $t = T, \dots, 1$), отримуємо

$$p(x_{t-1}|z_{1:T}) \approx N(x_{t-1} | \mu_{t-1|T}^R, \sigma_{t-1|T}^R), \tag{12}$$

де

$$\mu_{t-1|T}^R = \mu_{t-1|t-1}^e + J_{t-1}(\mu_{t|T} - \mu_{t|t}^e), \tag{13}$$

$$\sigma_{t-1|T}^R = \sigma_{t-1|t-1}^e + J_{t-1}(\sigma_{t|T} - \sigma_{t|t}^e)J_{t-1}^T, \tag{14}$$

У формулах (13) і (14) позначено

$$J_{t-1} = \sigma_{t-1,t|t-1}(\sigma_{t|t-1}^e)^{-1},$$

$$\sigma_{t-1,t|t-1} = \sum_{i=1}^n \beta_i^x l_i^x \sigma_{t-1|t-1}^x (\sigma_{t-1|t-1}^e + \Lambda)^{-1}$$

Алгоритм фільтра GP-RTSS (Gaussian Process Rauch-Tung-Striebel Smoother) має нижчий рівень невизначеності та несуперечливості, а також здатність адаптуватися до різних динамічних систем. Він ефективно справляється з нелінійними залежностями, використовуючи гаусові процеси для моделювання невизначеностей. Однак, застосовуючи фільтр GP-RTSS, виникає значна проблема: функція гаусового ядра потребує великої кількості обчислень, що може уповільнити процес у великих наборах даних. Для зменшення обчислень можна застосувати розріджений гаусів процес, який оптимізує вибір основних точок даних. Проте навіть із такими апроксимаціями не рекомендовано використовувати GP для даних із розмірністю в десятки чи сотні мільйонів точок, оскільки це призводить до надмірного навантаження на ресурси. Тому, щоб подолати цю проблему та скоротити обсяг обчислень алгоритму GP-RTSS, доцільно впровадити методи розподілених обчислень, такі як паралельне оброблення на кластерах чи хмарних платформах, що розподіляють навантаження між кількома вузлами [10].

Модифікація алгоритму GP-RTSS на основі розподілених систем

Запропоновано вдосконалити алгоритм GP-RTSS для зменшення обчислювальних витрат під час його реалізації через використання схеми розподілених обчислень. Такий підхід дає змогу

поділити складні обчислення, наприклад інтеграли та матричні операції, на незалежні завдання, які виконують паралельно на кількох процесорах або серверах.

Припустимо, що є набір даних $D = (x, z)$ із розмірністю N . Повний набір даних $D = (x, z)$ можна поділити на S підмножин

$$D^{(j)} = (x^{(j)}, z^{(j)}), (j = 1, \dots, S), \text{ де } D^{(j)} -$$

локальний піднабір даних розміром n . Результати прогнозування на основі локальних даних називають локальними експертами. На рис. 1 сині квадрати ілюструють локальні підмножини даних $D^{(j)}$, а блакитні квадрати – результати прогнозування на основі цих локальних даних, тобто локальні експерти, отримані за допомогою модифікації алгоритму GP-RTSS. Ця візуалізація підкреслює, як розподіл даних допомагає паралельно обробляти частини набору, що є важливим для оптимізації обчислень у великих системах.

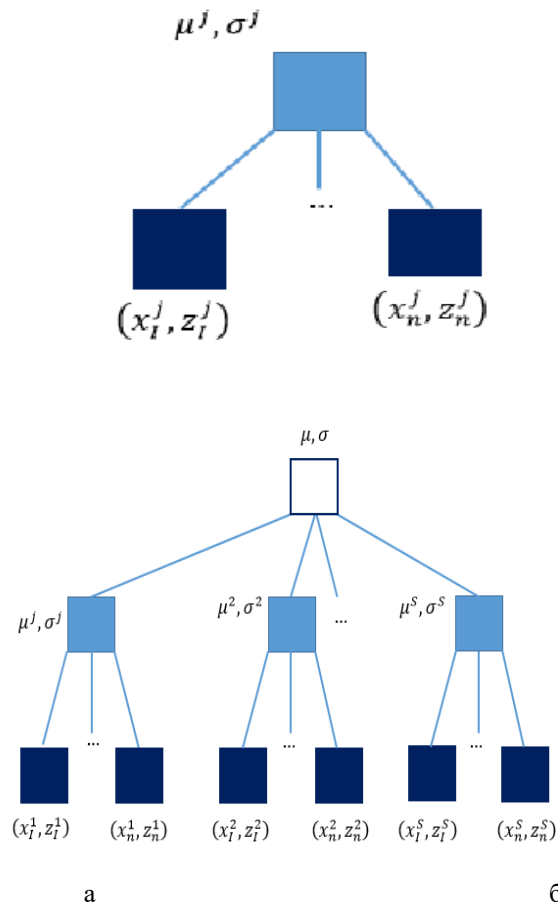


Рис. 1. Обчислювальні графи: а - схема обчислень із локальними експертами; б - схема розподілених обчислень

Слід зазначити, що локальні експерти переважно застосовують для обробки базових даних на нижньому рівні. Отримані в такий спосіб локальні результати прогнозування (блакитні квадрати) надалі можна об'єднувати в батьківському вузлі, як показано

ІНФОРМАЦІЙНО-КЕРУЮЧІ СИСТЕМИ НА ЗАЛІЗНИЧНОМУ ТРАНСПОРТІ

на рис. 1, б. Застосування рекурсивної схеми для таких рекомбінацій у підсумку призводить до багаторівневої деревоподібної декомпозиції обчислювального графа. Така структура нагадує ієрархічні моделі, де нижні рівні сфокусовані на деталях, а верхні – на агрегації. Отже, схема розподілених обчислень дає змогу отримати остаточні результати прогнозування, об'єднуючи висновки кількох локальних експертів. На рис. 1, б білий квадрат позначає остаточний результат прогнозування. Цей підхід не тільки зменшує навантаження на один процесор, але і підвищує стійкість системи до збоїв, оскільки обчислення можна розподілити між незалежними вузлами, наприклад у хмарних середовищах.

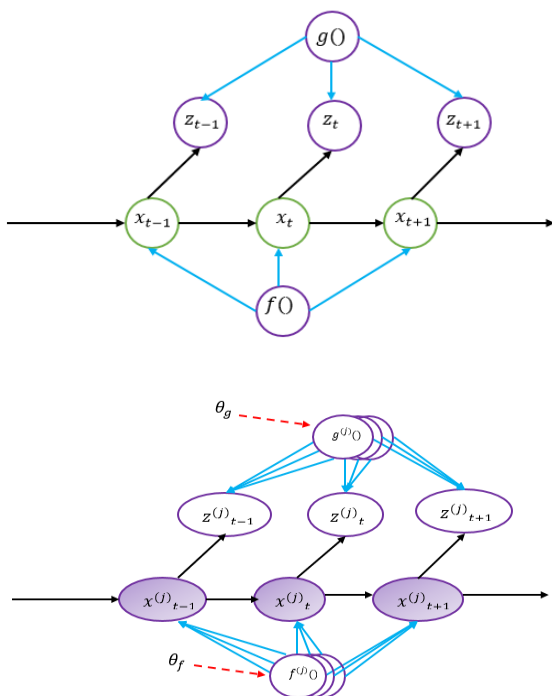
Структура та складність модифікації алгоритму

Модифікація алгоритму GP-RTSS на основі розподілених систем, яку називають алгоритмом DIS-RTSS (Distributed Rauch-Tung-Striebel Smoother), спрямована на оптимізацію для великих даних. Вона базована на принципах паралельного оброблення, що робить її ідеальною для сучасних розподілених

$$\log p\left(z^{(j)} \mid x^{(j)}, \theta\right) = -\frac{1}{2} z^{(j)} \left(K_{\varphi}^{(j)} + \sigma_{\varepsilon}^2 I\right)^{-1} z^{(j)} - \frac{1}{2} \log \left(K_{\varphi}^{(j)} + \sigma_{\varepsilon}^2 I\right) + const, \tag{16}$$

де $K_{\varphi}^{(i)} = K\left(x^{(j)}, x^{(j)}\right)$ – ядро гаусового процесу.

Ця формула підкреслює, як локальні обчислення спрощують глобальну задачу, допомагаючи уникнути інверсії великих матриць одразу.



платформ, таких як Nadoor чи Kubernetes, де дані поділено на частини для одночасного аналізу.

Відповідно до гіпотези максимуму правдоподібності, логарифм розподілу ймовірності $p = \left(h \mid x, z\right)$ у гаусовій системі можна записати так [6]:

$$\log p\left(z \mid x, \theta\right) \approx \prod_{j=1}^s \log p\left(z^{(j)} \mid x^{(j)}, \theta\right), \tag{15}$$

де j – кількість експертів ($j = 1, \dots, S$);

θ – гіперпараметр ядра, що включає Λ та α^2 .

Ці S експертів використовують один і той самий набір гіперпараметрів, що забезпечує узгодженість моделі на всіх рівнях. Такий підхід подібний до ансамблевих методів, де кілька моделей комбінують для кращого узагальнення, але тут акцентовано на розподілі обчислень.

Для довільного j -го експерта вираз зі знаком суми у формулі (15) може бути обчислений аналітично:

Рис. 2. Схеми алгоритмів: а - алгоритм GP-RTSS із даними $D = (x, z)$; б - алгоритм DIS-RTSS із даними $D^{(j)} = \left(x^{(j)}, z^{(j)}\right), (j = 1, \dots, S)$

На рис. 2 позначено: x – змінні стану; y – змінні спостережень; t – час; f – нелінійні функції руху; g – нелінійні функції спостережень. Локальні експерти використовують один і той самий набір гіперпараметрів θ в одному нелінійному процесі, наприклад θ_f – гіперпараметр для функції руху f ; θ_g – гіперпараметр для функції спостережень g ; j – кількість експертів. Ця уніфікація гіперпараметрів забезпечує, що модель залишається узгодженою навіть для розподіленої обробки і полегшує навчання через градієнтний спуск чи інші оптимізаційні методи.

Для набору даних $D = (x, z)$, якщо застосовувати алгоритм GP-RTSS, то складність обчислення оберненої матриці ядра Гаусса дорівнює $O(N^3)$ (рис. 3). Базуючись на вищезгаданій теорії, складність обчислень оберненої матриці ядра Гаусса для алгоритму DIS-RTSS дорівнює $O(Sn^3)$, де S – кількість експертів, n – кількість даних для j -го експерта ($S \ll N, n \ll N$). Отже, як видно зі порівняння рис. 3 і 4, складність обчислення оберненої матриці ядра Гаусса для алгоритму DIS-RTSS зменшується. Цього досягають за рахунок розпаралелювання: кожен експерт обробляє свій піднабір незалежно, а потім результати агрегують, що ідеально для GPU-кластерів чи розподілених фреймворків.

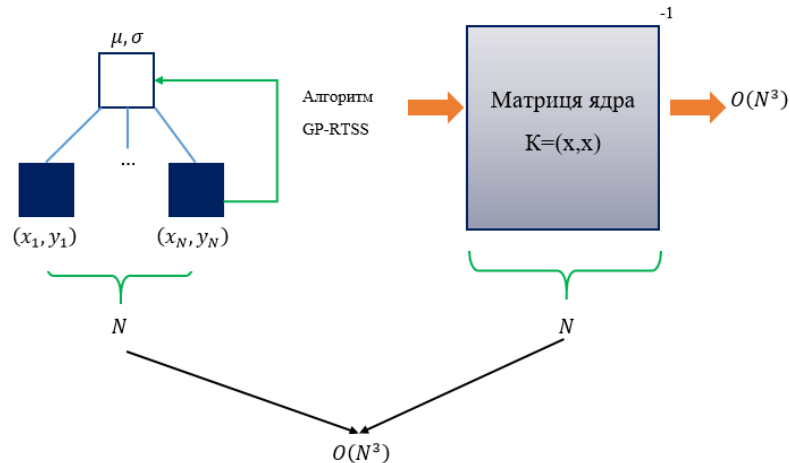


Рис. 3. Алгоритм GP-RTSS

Отже, використання описаної схеми розподілених обчислень (розпаралелювання) дає змогу провести ефективно перетворення даних до вигляду гаусового процесу та подальшу процедуру прогнозування, а також значно зменшити загальні витрати на обчислення (час і пам'ять). У практичних застосуваннях, таких як аналіз сенсорних даних чи моделювання системи це може скоротити час обробки з годин до хвилин, роблячи модель більш масштабованою та економічною.

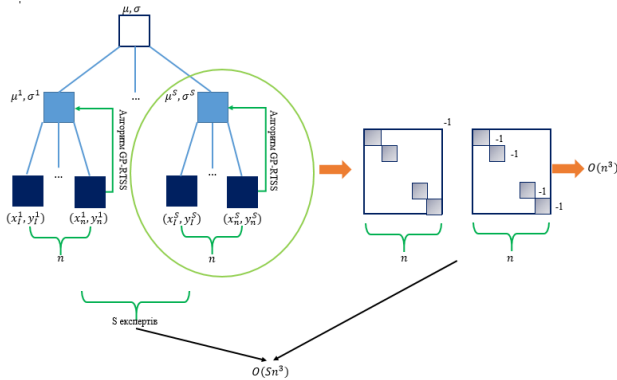


Рис. 4. Алгоритм DIS-RTSS

У цій статті для об'єднання результатів експертів застосовано чотири основні методи: метод добутку результатів локальних експертів гаусового процесу (PoE – Product of GP Experts) [3], метод узагальненого добутку результатів локальних експертів гаусового процесу (GPOE – Generalised Product of GP Experts) [9], метод байєсівської асоціативної машини (BCM – Bayesian Committee Machine) [14] і метод робастної байєсівської асоціативної машини (rBCM – robust Bayesian Committee Machine) [7]. Ці методи, інтегровані з алгоритмом DIS-RTSS (рис. 4), формують чотири варіанти модифікації базового алгоритму: DIS-RTP, DIS-RTGP, DIS-RTB та DIS-RTb. Така інтеграція допомагає оптимізувати процес агрегації прогнозів від локальних експертів, роблячи систему більш гнучкою та ефективною для обробки великих даних у реальному часі. Наприклад, у задачах прогнозування часових рядів чи автономного керування, де

невизначеність даних висока, ці модифікації зменшують похибку і підвищують стійкість до шуму порівняно з традиційними фільтрами, такими як Kalman.

Алгоритм DIS-RTP

Метод PoE дає змогу обчислити цільовий розподіл імовірностей із формули (15) як добуток множини кінцевих густин імовірностей у такому вигляді:

$$p(f_* | x_*, (x, z)) = \prod_j p(f_*^{(j)} | x_*^{(j)}, (x^{(j)}, z^{(j)})) \tag{17}$$

В алгоритмі DIS-RTP для кожного j-го (j = 1, ..., S) експерта густину ймовірності обчислюють за таким виразом:

$$p(f_*^{(j)} | x_*^{(j)}, (x^{(j)}, z^{(j)})) = N(f_*^{(j)} | \mu_j^R(x_*), \sigma_j^R(x_*)) \tag{18}$$

де $\mu_j^R(x_*)$, $\sigma_j^R(x_*)$ – математичне сподівання та дисперсія відповідно, отримані як результат експертного прогнозування за допомогою алгоритму GP-RTSS.

Цей метод є простим у реалізації, оскільки не потребує додаткових вагових коефіцієнтів, та є ідеальним для систем із незалежними підмножинами даних, де множинне множення густин посилює консенсус між експертами.

Результат, отриманий за допомогою модифікованого алгоритму DIS-RTP, можна подати як

$$p(f_* | x_*, (x, z)) = N(f_* | \mu^{RTP}, \sigma^{RTP}) \tag{19}$$

де математичне сподівання та дисперсію визначають так:

$$\mu^{RTP} = (\sigma^{RTP})^2 \sum_j (\sigma_j^R(x_*))^{-2} \mu_j^R(x_*), \tag{20}$$

$$(\sigma^{RTP})^{-2} = \sum_j (\sigma_j^R(x_*))^{-2} \quad (21)$$

Тут і далі $\sum_j (\cdot) = \sum_{j=1}^S (\cdot)$. Якщо $S = 1$,

результати алгоритму DIS-RTP збігаються з результатами GP-RTSS, що робить його зручним для поступового масштабування від однієї до багатьох машин. Перевага цього підходу в тому, що він мінімізує обчислювальну складність агрегації, дозволяючи швидко об'єднання в розподілених мережах, таких як кластери серверів [21].

Алгоритм DIS-RTGP

Метод GPOE дає змогу розрахувати збільшення чи зменшення вагового коефіцієнта експерта β , а також обчислити цільовий розподіл імовірностей за формулою (15). Кінцеве значення густини ймовірностей визначають так:

$$p(f_* | x_*, (x, z)) = \prod_j p^{\beta_j} (f_*^{(j)} | x_*^{(j)}, (x^{(j)}, z^{(j)})) \quad (22)$$

В алгоритмі DIS-RTGP для кожного j -го експерта густину ймовірності обчислюють за таким виразом:

$$p(f_*^{(j)} | x_*^{(j)}, (x^{(j)}, z^{(j)})) = N(f_*^{(j)} | \mu_j^R(x_*), \sigma_j^R(x_*)) \quad (23)$$

де $\mu_j^R(x_*), \sigma_j^R(x_*)$ мають той самий зміст, що й описаний вище. Оскільки в алгоритмі GPOE виконується умова $\sum_j \beta_j = 1$, значення вагового коефіцієнта j -го експерта встановлена як $\beta_j = 1 / S$.

Це узагальнення робить метод більш адаптивним, даючи змогу динамічно корегувати внесок кожного експерта залежно від якості його прогнозу, що корисно в неоднорідних даних, наприклад у сенсорних мережах.

Результат, отриманий за допомогою модифікованого алгоритму DIS-RTGP, можна подати як

$$p(f_* | x_*, (x, z)) = N(f_* | \mu^{RTGP}, \sigma^{RTGP}) \quad (24)$$

де

$$\mu^{RTGP} = (\sigma^{RTGP})^2 \sum_j \beta_j (\sigma_j^R(x_*))^{-2} \mu_j^R(x_*) \quad (25)$$

$$(\sigma^{RTGP})^{-2} = \sum_j \beta_j (\sigma_j^R(x_*))^{-2} \quad (26)$$

Такий підхід покращує точність у сценаріях із варіативністю даних, оскільки ваги дають змогу

приглушити вплив менш надійних експертів, тим самим підвищуючи загальну робастність моделі.

Алгоритм DIS-RTB

На відміну від методу PoE, метод ВСМ явно включає апіорну ймовірність $p(f_*)$ для об'єднання прогнозів. Метод ВСМ дає змогу обчислити цільовий розподіл імовірностей за формулою (15) як добуток множини кінцевих густин імовірностей у такому вигляді:

$$p(f_* | x_*, (x, z)) = \frac{\prod_j p(f_*^{(j)} | x_*^{(j)}, (x^{(j)}, z^{(j)}))}{p^{S-1}(f_* | x_*)} \quad (27)$$

У модифікації алгоритму DIS-RTB для кожного j -го експерта густина ймовірності розрахована за таким виразом:

$$p(f_*^{(j)} | x_*^{(j)}, (x^{(j)}, z^{(j)})) = N(f_*^{(j)} | \mu_j^R(x_*)), \quad (28)$$

де $\mu_j^R(x_*), \sigma_j^R(x_*)$ мають той самий зміст, що й описаний вище. Включення апіорної інформації робить метод байєсівським, що корисно для задач з обмеженими даними, де попередні знання допомагають стабілізувати оцінки.

Результат, отриманий за допомогою модифікованого алгоритму DIS-RTB, можна подати як

$$p(f_* | x_*, (x, z)) = N(f_* | \mu^{RTB}, \sigma^{RTB}), \quad (29)$$

де

$$\mu^{RTB} = (\sigma^{RTB})^2 \sum_j (\sigma_j^R(x_*))^{-2} \mu_j^R(x_*),$$

$$(\sigma^{RTB})^{-2} = (\sigma_j^R(x_*))^{-2} + (1 - S)\sigma_{**}^{-2}.$$

Тут σ_{**} – дисперсія апіорної ймовірності $p(f_*)$ алгоритму GP-RTSS. Це робить алгоритм стійкішим до переоцінки впевненості, особливо в розподілених системах із потенційними кореляціями між підмножинами.

Алгоритм DIS-RTGrB

Метод gBCM є модифікацією алгоритму ВСМ із додатковою функцією, яка дає змогу збільшити чи зменшити ваговий коефіцієнт експерта β . Аналогічно методу ВСМ, цільовий розподіл імовірностей для методу gBCM обчислюють також за формулою (15). Тоді співвідношення для розрахунку кінцевої густини ймовірностей має такий вигляд:

$$p(f_* | x_*, (x, z)) = \frac{\prod_j p^{\beta_j} (f_*^{(j)} | x_*^{(j)}, (x^{(j)}, z^{(j)}))}{p^{-1+\sum_j \beta_j} (f_* | x_*)} \quad (30)$$

ІНФОРМАЦІЙНО-КЕРУЮЧІ СИСТЕМИ НА ЗАЛІЗНИЧНОМУ ТРАНСПОРТІ

У модифікації алгоритму DIS-RTrB для кожного j -го експерта густину ймовірності обчислюють за таким виразом:

$$p\left(f_*^{(j)} \mid x_*^{(j)}, \left(x^{(j)}, z^{(j)}\right)\right) = N\left(f_*^{(j)} \mid \mu_j^R(x_*), \sigma_j^R(x_*)\right), \quad (31)$$

У цьому алгоритмі не потрібно дотримуватися умови $\sum_j \beta_j = 1$, аби забезпечити реалізацію обчислювального графа з кількома шарами. Тому ваговий коефіцієнт розраховують за формулою

$$\beta_k = \frac{1}{2} \left(\log \sigma_{**}^2 - \log \left(\sigma_j^R(x_*) \right)^2 \right), \quad (32)$$

де σ_{**} – дисперсія апіорної ймовірності $p(f_*)$ алгоритму GP-RTSS. Ця робастна версія додає гнучкості, дозволяючи адаптацію до аномалій у даних.

Результат, отриманий за допомогою модифікованого алгоритму DIS-RTrB, можна остаточно подати як

$$p\left(f_* \mid x_*, (x, z)\right) = N\left(f_* \mid \mu^{RTrB}, \sigma^{RTrB}\right), \quad (33)$$

де

$$\mu^{RTrB} = \left(\sigma^{RTrB} \right)^2 \sum_j \beta_j \left(\sigma_j^R(x_*) \right)^{-2} \mu_j^R(x_*),$$

$$\left(\sigma^{RTrB} \right)^{-2} = \sum_j \beta_j \left(\sigma_j^R(x_*) \right)^{-2} + \left(1 - \sum_j \beta_j \right) \sigma_{**}^{-2}.$$

У цій статті за допомогою моделювання доведено можливість реалізації запропонованого алгоритму з використанням кількох наборів тестових прикладів. Моделювання проводять на симульованих даних, аби оцінити ефективність модифікацій за

Значення показника дисперсії σ

Кількість експертів (S)	GP-RTSS	DIS RTGP	DIS RTP	DIS RTB	DIS RTrB
S=1	0,0460 ± 0,0081	0,0460 ± 0,1270	0,0460 ± 0,1270	0,0460 ± 0,1270	0,0460 ± 0,1270
S=2	0,0440 ± 0,0186	0,0444 ± 0,1100	0,0444 ± 0,1100	0,0444 ± 0,1100	0,0444 ± 0,1100
S=4	0,0447 ± 0,0134	0,0443 ± 0,0299	0,0443 ± 0,0299	0,0443 ± 0,0299	0,0443 ± 0,0299
S=6	0,0420 ± 0,0106	0,0440 ± 0,0035	0,0440 ± 0,0035	0,0440 ± 0,0035	0,0440 ± 0,0035
S=8	0,0438 ± 0,0150	0,0456 ± 0,0066	0,0456 ± 0,0066	0,0456 ± 0,0066	0,0456 ± 0,0066
S=10	0,0452 ± 0,0104	0,0521 ± 0,0106	0,0521 ± 0,0106	0,0521 ± 0,0106	0,0521 ± 0,0106

T

а
б
л
и

різних сценаріїв, включаючи шумові впливи та нелінійності. Це дає змогу не тільки підтвердити теоретичні припущення, але й порівняти з базовими методами, такими як звичайний Kalman-фільтр чи базовий GP.

Розглянемо нелінійну стохастичну динамічну систему, яка описана такими рівняннями. Ця система моделює реальні процеси, як, наприклад, рух автономного мобільного робота, де стохастичність додає реалістичності. Рівняння включають нелінійні функції стану та спостережень із додаванням гаусового шуму для імітації невизначеностей, що робить її ідеальним тестом для гаусових процесів і їхніх модифікацій:

$$x_{t+1} = \frac{6}{1+x^2} + \sin(x) + w_t,$$

$$w_t \sim N(0, 0.01^2),$$

$$y_t = 5 \sin(x_t) + v_t,$$

$$v_t \sim N(0, 0.01^2),$$

Значення показників дисперсії, від'ємної логарифмічної ймовірності, часу виконання обчислень подано в табл. 1-3.

ІНФОРМАЦІЙНО-КЕРУЮЧІ СИСТЕМИ НА ЗАЛІЗНИЧНОМУ ТРАНСПОРТІ

Значення показника від'ємної логарифмічної ймовірності

Кількість експертів (S)	GP-RTSS	DIS RTGP	DIS RTP	DIS RTB	DIS RTrB
S=1	-4,790 ± 0,140	-4,740 ± 0,070	-4,740 ± 0,070	-4,740 ± 0,070	-4,740 ± 0,070
S=2	-4,860 ± 0,586	-4,872 ± 0,362	-4,976 ± 0,626	-4,976 ± 0,626	-4,872 ± 0,362
S=4	-4,910 ± 0,502	-2,956 ± 0,304	-5,244 ± 0,484	-5,244 ± 0,484	-4,956 ± 0,304
S=6	-4,930 ± 0,502	-4,992 ± 0,358	-5,128 ± 0,618	-5,128 ± 0,618	-4,992 ± 0,358
S=8	-5,160 ± 0,838	-5,080 ± 0,418	-5,020 ± 0,772	-5,020 ± 0,772	-5,080 ± 0,418
S=10	-4,900 ± 0,346	-4,840 ± 0,360	-4,791 ± 0,614	-4,791 ± 0,614	-4,840 ± 0,360

Т

а
б
лЗначення часу виконання обчислень t

Кількість експертів (S)	EKF	UKF	GP-RTSS	DIS RTGP	DIS RTP	DIS RTB	DIS RTrB
S=1	27,3 ± 1,42	30,3 ± 1,42	54,1 ± 2,83	56 ± 5,41	56 ± 5,41	56 ± 5,41	56 ± 5,41
S=2	26,6 ± 1,46	30 ± 1,46	52,6 ± 2,93	26,8 ± 1,24	26,8 ± 1,23	26,8 ± 1,24	26,8 ± 1,24
S=4	28 ± 1,35	31,5 ± 1,35	55,4 ± 2,75	12,46 ± 0,364	12,46 ± 0,364	12,46 ± 0,364	12,46 ± 0,364
S=6	27,2 ± 0,768	31,2 ± 0,769	53,8 ± 1,55	11,24 ± 0,312	11,26 ± 0,308	11,24 ± 0,31	11,24 ± 0,308
S=8	28,11 ± 1,34	33,6 ± 2,27	55,6 ± 2,64	11,92 ± 0,152	11,96 ± 0,115	11,92 ± 0,152	11,92 ± 0,152
S=10	27,2 ± 0,597	32,71 ± 0,224	53,7 ± 1,37	12,26 ± 0,184	12,26 ± 0,185	12,26 ± 0,185	12,26 ± 0,184

Для порівняльної оцінки ефективності алгоритмів у задачах навігації автономних мобільних роботів було проведено розрахунок середньоквадратичної похибки (RMSE) і від'ємної логарифмічної ймовірності (NLL). Показник RMSE характеризує точність узгодження даних із реальним рухом робота, а NLL комплексно враховує невизначеність моделі та її узгодженість, що особливо важливо для роботи з шумними сенсорними даними в динамічному середовищі.

За табл. 1, значення RMSE, отримані алгоритмами сімейства DIS RTSS (DIS RTP, DIS RTGP, DIS RTB, DIS RTrB), практично не відрізняються від результатів класичного GP-RTSS, демонструючи високу точність локалізації та оцінювання стану мобільного робота. Аналіз табл. 2 показує, що значення NLL у DIS RTSS (включаючи варіанти з кількістю експертів S = 8 і S = 10) суттєво нижчі порівняно з GP-RTSS. Це означає, що розподілений гаусів підхід DIS RTSS забезпечує кращу обробку невизначеності, яка виникає під час навігації в умовах часткової видимості, динамічних перешкод чи обмеженої точності одометрії.

З обробкою однакових сенсорних потоків (LiDAR, IMU, камери) чітко простежують таку закономірність: зі збільшенням кількості незалежних експертів (S) покращуються обидва показники – RMSE і NLL. Однак за S = 8 і S = 10 результати дещо погіршені через надмірну фрагментацію даних.

Оптимальний діапазон S = 4–8 дає змогу автономному мобільному роботу досягати максимальної точності траєкторії та надійної оцінки власного стану за мінімальних обчислювальних витрат.

Дані табл. 3 підтверджують головну перевагу для робототехніки: час обробки даних алгоритмами DIS RTSS значно менший, ніж у GP-RTSS, EKF чи UKF. Це критично важливо для реального часу навігації – швидке оновлення карти оточення, планування шляху та уникнення зіткнень. Якщо S = 8 і S = 10, виграш у часі зникає, оскільки зростають витрати на злиття результатів експертів. Тому для мобільних роботів рекомендовано вибирати кількість експертів, виходячи з обчислювальних можливостей бортового комп'ютера та вимог щодо частоти оновлення (наприклад 20–50 Гц).

Отже, алгоритм розподіленого гаусового процесу DIS RTSS має суттєві переваги саме в контексті навігації автономних мобільних роботів: він забезпечує високу точність і низьку невизначеність із радикальним зменшенням обчислювального навантаження. Це допомагає роботу ефективно працювати з великомасштабними даними, наприклад тисячами точок хмар точок LiDAR чи багатосенсорними потоками в складних приміщеннях або на відкритій місцевості. Правильний вибір кількості експертів робить DIS RTSS ідеальним рішенням для вбудованих систем, допомагаючи автономним мобільним роботам виконувати тривалу

ІНФОРМАЦІЙНО–КЕРУЮЧІ СИСТЕМИ НА ЗАЛІЗНИЧНОМУ ТРАНСПОРТІ

автономну навігацію, SLAM у реальному часі та колективну роботу в рої.

У перспективі інтеграція DIS RTSS з edge-обчисленнями та мультироботними системами відкриває нові можливості: швидшу адаптацію до змінного середовища, точнішу глобальну локалізацію та суттєве підвищення енергоефективності – основних факторів для застосування автономних мобільних роботів у логістиці, сільському господарстві, рятувальних операціях, дослідженні недоступних територій.

Висновки.

Проблеми обробки великих обсягів даних і їх фільтрації в режимі реального часу є критичними для забезпечення точного позиціонування та навігації автономних мобільних роботів за допомогою систем SLAM, особливо які працюють у складних, непередбачуваних середовищах. У статті детально досліджено чотири інноваційні модифікації алгоритму розподіленого гаусового фільтра DIS RTSS — DIS RTP, DIS RTGP, DIS RTB і DIS RTTrB, які спеціально адаптовані для ефективної обробки масивних потоків сенсорних даних від LiDAR, камер та інерційних датчиків. Результати моделювання та експериментів підтверджують значні переваги DIS RTSS щодо точності локалізації, зменшення невизначеності та загальної надійності системи. Зокрема, цей алгоритм мінімізує залежність обчислень від детальної моделі навколишнього середовища, дозволяючи його застосування в будь-яких динамічних системах: точність позиціонування не погіршується, невизначеність знижується до 4,4 %, а час обчислень скорочується аж до 82,1 %, що робить його ідеальним для бортових комп'ютерів з обмеженими ресурсами, наприклад в автономних дронах чи наземних роботах.

Особливо слід відзначити радикальне скорочення часу обчислень із використанням DIS RTSS, що є важливим для реального часу навігації, де затримки можуть призвести до зіткнень чи втрати орієнтації. Раціональний підбір кількості незалежних експертів (наприклад $S = 4-6$ для типових задач SLAM) не тільки посилює ці переваги, але й оптимізує баланс між швидкістю і точністю, допомагаючи роботам обробляти гігабайти даних за секунду без перевантаження процесора. У сценаріях, де автономні мобільні роботи виконують довготривалі місії — від моніторингу сільськогосподарських угідь до пошуково-рятувальних операцій у зонах стихійних лих, таке скорочення часу може підвищити ефективність на 50–70 %, забезпечуючи плавну корекцію траєкторії в умовах шуму чи часткової втрати сигналу GPS.

Результати моделювання чітко вказують на те, що серед чотирьох модифікацій алгоритму DIS RTSS найбільш раціональним рішенням є DIS RTGP, який демонструє оптимальне поєднання швидкості та точності для задач навігації. Ця версія особливо

ефективна в інтеграції з мультисенсорними системами, де вона сприяє швидкому злиттю даних із різних джерел, зменшуючи помилки, оцінюючи стан робота до рівня нижче 1 %. У перспективі впровадження DIS RTGP у рої системи автономних мобільних роботів дасть змогу реалізувати колективну навігацію, де кілька пристроїв обмінюються обробленими даними для створення глобальної карти в реальному часі, підвищуючи стійкість до збоїв і розширюючи діапазон застосування — від промислової автоматизації до космічних досліджень.

Загалом розроблення та впровадження алгоритмів на базі DIS RTSS є проривом у сфері автономної робототехніки, вирішуючи фундаментальні виклики обробки даних і забезпечуючи надійну навігацію в неструктурованих середовищах. Майбутні дослідження, спрямовані на комбінацію DIS RTSS з елементами штучного інтелекту, такими як глибоке навчання для передбачення перешкод, обіцяють ще більшу автономію і адаптивність. Це не лише прискорить перехід від експериментальних прототипів до масового використання автономних мобільних роботів у повсякденному житті, але й сприятиме вирішенню глобальних завдань, як-от екологічний моніторинг чи гуманітарна допомога, роблячи технології доступнішими та ефективнішими для суспільства. Отже, DIS RTSS стає основою для нової генерації інтелектуальних систем, де навігація перетворюється з технічного виклику на надійний інструмент для освоєння невідомого.

Список використаних джерел

1. Hanenko L., Storchak K., Shlianchak S., Vorohob M., Pitaichuk M. SLAM in Navigation Systems of Autonomous Mobile Robots. *CEUR Workshop Proceedings*. 2025. Vol. 3991. P. 173-182.
2. Семененко Ю. О., Семененко О. Д. Особливості локалізації та навігації мобільних роботів на основі лазерного SLAM. *Управління якістю в освіті та промисловості: досвід, проблеми та перспективи: тези доповідей VII Міжнар. наук.-практ. конф., 20–21 листопада 2025 року. Львів. Національний університет «Львівська політехніка»*. 2025. С. 244.
3. Конструювання промислових роботів: навч. посіб. / Г. І. Костюк, О. О. Баранов, Ю. В. Широкий. Харків: Нац. аерокосм. ун-т ім. М. Є. Жуковського «Харків. авіац. ін-т», 2020. 136 с.
4. Zheng S. et al. Simultaneous localization and mapping (SLAM) for autonomous driving: Concept and analysis, *Remote Sens*. 2023. 15 (4).
5. Широкий Ю. В., Постельник Т. О. Конструювання устаткування для автоматизованого виробництва. Захватні пристрої промислових роботів : навч. посіб. Харків : Нац. аерокосм. ун-т ім. М. Є. Жуковського «Харків. авіац. ін-т», 2021. 88 с.
6. Li C. et al. Deep sensor fusion between 2D laser scanner and IMU for mobile robot

- Localization. *Sensors*. 2019. 21 (6). 8501–8509.
7. Баранов О. О., Руденко Н. В., Широкий Ю. В. Математичні основи робототехнічних систем : навч. посіб. Харків : Нац. аерокосм. ун-т ім. М. С. Жуковського «Харків. авіац. ін-т», 2021. 224 с.
8. Chen W. et al. SLAM overview: From single sensor to heterogeneous fusion. *Remote Sens*. 2022. 14 (23).
9. Al-Tawil B. et al. A review of visual SLAM for robotics: Evolution, properties, and future applications. *Front Robot AI* 11. 2024.
10. Дослідження кінематичних характеристик дельта-робота в задачах прямої та зворотної кінематики / Ю. В. Широкий, Ю. О. Сисоєв, Ю. О. Семененко та ін. *Відкриті інформаційні та комп'ютерні інтегровані технології*. 2025. № 106. С. 121-141.
11. Karamanos X. Mobile Industrial Robotic Vehicles: Navigation with Visual SLAM Methodologies. *Advances in Service and Industrial Robotics*. 2023. P. 1-15. doi:10.5772/intechopen.1136693
12. Afanasyev I. Comparison of Various SLAM Systems for Mobile Robot in an Indoor Environment. *arXiv preprint*. 2025. arXiv:2501.09490v1
13. Семененко Ю. О., Семененко О. Д. Аналіз можливості керування дельта-роботом за допомогою PID-регулятора. *Тези 38-ї Міжнар. наук.-практ. конф. «Інформаційно-керуючі системи на залізничному транспорті». 9-10 жовтня 2025 р., УкрДУЗТ, м. Харків*. С. 2-3.
14. Alsadik B., Karam S. The simultaneous localization and mapping (SLAM)—An overview, *J. Appl. Sci. Technol. Trends*. 2021. 2 (2). 147–158.
15. Segura M. J., Auat Cheein F. A., Toibero J. M., Mut V., Carelli R. Ultra Wide-Band Localization and SLAM: A Comparative Study for Mobile Robot Navigation. *Sensors*. 2011. Vol. 11, № 2. P. 2035-2055.
16. Cheein F. A. A., Steiner G., Perez Paina G., Carelli R. Optimized EIF-SLAM algorithm for precision agriculture mapping based on stems detection. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2011. Vol. 78, № 2. P. 195-207.
17. Habich T. L., Stuede M., Labbe M., Spindeldreier S. Have I been here before? Learning to Close the Loop with LiDAR Data in Graph-Based SLAM. *Proceedings of the 2021 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM)*. Delft, The Netherlands, 2021. P. 429-434.
18. Hähnel D., Burgard W., Thrun S. Learning compact 3D models of indoor and outdoor environments with a mobile robot. *Robotics and Autonomous Systems*. 2003. Vol. 44, № 1. P. 15-27.
19. Bescos B., Cadena C., Neira J. Empty Cities: A Dynamic-Object-Invariant Space for Visual SLAM. *IEEE Transactions on Robotics*. 2021. Vol. 37, № 2. P. 433-451. doi:10.1109/TRO.2020.3020764
20. Zhan H., Weerasekera C.S., Bian J.W., Reid I. Visual Odometry Revisited: What Should Be Learnt? *Proceedings of the 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Paris, France, 2020. P. 4203-4210. doi:10.1109/ICRA40945.2020.9196667
21. Development of a manipulator for fully automated the process of charging electric vehicles / I. Myglovets, N. Rudenko, Iur. Sysoiev, Y. Shyrokyi. *Відкриті інформаційні та комп'ютерні інтегровані технології*. 2023. Вип. 97. С. 80-93.
- References
- Hanenko, L., Storchak, K., Shlianchak, S., Vorohob, M., & Pitaichuk, M. (2025). SLAM in navigation systems of autonomous mobile robots. *CEUR Workshop Proceedings, 3991*, 173–182.
 - Semenenko, Yu. O., & Semenenko, O. D. (2025). Osoblyvosti lokalizatsii ta navihatsii mobilnykh robotiv na osnovi lazernoho SLAM [Features of localization and navigation of mobile robots based on laser SLAM]. In *Tezy dopovidei VII Mizhnar. nauk.-prakt. konf. "Upravlinnia yakistiu v osviti ta promyslovosti: dosvid, problemy ta perspektyvy"* (p. 244). Lviv Polytechnic National University.
 - Kostiuk, H. I., Baranov, O. O., & Shyrokyi, Yu. V. (2020). *Konstruiuvannia promyslovykh robotiv: navch. posib.* [Design of industrial robots: A tutorial]. National Aerospace University "Kharkiv Aviation Institute".
 - Zheng, S., Wang, C., Bayasgalan, G., & Huang, H. (2023). Simultaneous localization and mapping (SLAM) for autonomous driving: Concept and analysis. *Remote Sensing*, 15(4), Article 1108. <https://doi.org/10.3390/rs15041108>
 - Shyrokyi, Yu. V., & Postelnyk, T. O. (2021). *Konstruiuvannia ustatkuvan dlia avtomatyzovanoho vyrobnytstva. Zakhvatni prystroi promyslovykh robotiv: navch. posib.* [Design of equipment for automated production. Gripping devices of industrial robots: A tutorial]. National Aerospace University "Kharkiv Aviation Institute".
 - Li, C., Gao, L., Wang, Y., & Gu, F. (2019). Deep sensor fusion between 2D laser scanner and IMU for mobile robot localization. *Sensors*, 21(6), 8501–8509. <https://doi.org/10.3390/s21248501>
 - Baranov, O. O., Rudenko, N. V., & Shyrokyi, Yu. V. (2021). *Matematychni osnovy robototekhnichnykh system: navch. posib.* [Mathematical foundations of robotic systems: A tutorial]. National Aerospace University "Kharkiv Aviation Institute".
 - Chen, W., Shang, G., Ji, A., Zhou, C., Wang, X., Xu, C., Li, Z., & Hu, K. (2022). SLAM overview: From single sensor to heterogeneous fusion. *Remote Sensing*, 14(23), Article 5933. <https://doi.org/10.3390/rs14235933>
 - Al-Tawil, B., El-Khalil, A., & Ahmad, M. (2024). A review of visual SLAM for robotics: Evolution, properties, and future applications. *Frontiers in Robotics and AI*, 11, Article 1341050. <https://doi.org/10.3389/frobt.2024.1341050>

10. Shyrokyi, Yu. V., Sysoiev, Yu. O., Semenenko, Yu. O., et al. (2025). Doslidzhennia kinematychnykh kharakterystyk delta-robotu v zadachakh priamoj ta zvorotnoi kinematyky [Research of kinematic characteristics of a delta robot in problems of forward and inverse kinematics]. *Vidkryti informatsiini ta kompiuterni intehrovani tekhnolohii* [Open Information and Computer Integrated Technologies], (106), 121–141.
11. Karamanos, X. (2023). Mobile industrial robotic vehicles: Navigation with visual SLAM methodologies. In *Advances in Service and Industrial Robotics*. IntechOpen. <https://doi.org/10.5772/intechopen.1136693>
12. Afanasyev, I. (2025). *Comparison of various SLAM systems for mobile robot in an indoor environment*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2501.09490>
13. Semenenko, Yu. O., & Semenenko, O. D. (2025). Analiz mozhlyvosti keruvannia delta-robotom za dopomohoiu PID-rehuliatora [Analysis of the possibility of controlling a delta robot using a PID controller]. In *Tezy 38-i Mizhnar. nauk.-prakt. konf. "Informatsiino-keruiuchi systemy na zaliznychnomu transporti"* (pp. 2–3). UkrDUZT.
14. Alsadik, B., & Karam, S. (2021). The simultaneous localization and mapping (SLAM)—An overview. *Journal of Applied Science and Technology Trends*, 2(2), 147–158. <https://doi.org/10.35882/jastt.v2i2.26>
15. Segura, M. J., Auat Cheein, F. A., Toibero, J. M., Mut, V., & Carelli, R. (2011). Ultra wide-band localization and SLAM: A comparative study for mobile robot navigation. *Sensors*, 11(2), 2035–2055. <https://doi.org/10.3390/s110202035>
16. Cheein, F. A. A., Steiner, G., Perez Paina, G., & Carelli, R. (2011). Optimized EIF-SLAM algorithm for precision agriculture mapping based on stems detection. *Computers and Electronics in Agriculture*, 78(2), 195–207. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2011.07.007>
17. Habich, T. L., Stuede, M., Labbe, M., & Spindeldreier, S. (2021). Have I been here before? Learning to close the loop with LiDAR data in graph-based SLAM. In *Proceedings of the 2021 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM)* (pp. 429–434). IEEE. <https://doi.org/10.1109/AIM46487.2021.9517173>
18. Hähnel, D., Burgard, W., & Thrun, S. (2003). Learning compact 3D models of indoor and outdoor environments with a mobile robot. *Robotics and Autonomous Systems*, 44(1), 15–27. [https://doi.org/10.1016/S0921-8890\(03\)00007-1](https://doi.org/10.1016/S0921-8890(03)00007-1)
19. Bescos, B., Cadena, C., & Neira, J. (2021). Empty cities: A dynamic-object-invariant space for visual SLAM. *IEEE Transactions on Robotics*, 37(2), 433–451. <https://doi.org/10.1109/TRO.2020.3020764>
20. Zhan, H., Weerasekera, C. S., Bian, J. W., & Reid, I. (2020). Visual odometry revisited: What should be learnt? In *Proceedings of the 2020 IEEE*

International Conference on Robotics and Automation (ICRA) (pp. 4203–4210).

IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICRA40945.2020.9196667>

21. Myglovets, I., Rudenko, N., Sysoiev, I., & Shyrokyi, Y. (2023). Development of a manipulator for fully automated the process of charging electric vehicles. *Vidkryti informatsiini ta kompiuterni intehrovani tekhnolohii* [Open Information and Computer Integrated Technologies], (97), 80–93.

Energy-Efficient Algorithms for Sensor Data Processing in Ground Robotic Systems of Various Applications

The article examines the application of simultaneous localization and mapping (SLAM) methods to ensure autonomous navigation of mobile robots in unknown environments. The relevance of the study is driven by the need to develop highly efficient algorithms for processing sensor data in autonomous mobile platforms operating under limited computational resources and in the absence of external navigation infrastructure. These challenges are particularly significant in the Ukrainian context, especially in the development of ground-based robotic systems for territory inspection, infrastructure monitoring, demining operations, emergency response, and operation at industrial facilities. Approaches to filtering laser rangefinder data in mobile robot navigation systems are analyzed. Traditionally, SLAM problems employ methods based on the Kalman filter and its modifications — the Extended Kalman Filter (EKF) and the Unscented Kalman Filter (UKF). However, the EKF algorithm requires linearization of nonlinear models, which leads to a loss of accuracy, while the UKF provides better estimation consistency but is characterized by increased computational complexity. This limits their effectiveness for autonomous robots with constrained hardware resources. An alternative is the GP-RTSS filtering algorithm based on Gaussian processes, which does not require linearization, numerical integration, or explicit model sample prediction. This approach provides higher state estimation accuracy and adaptability to various types of dynamic systems. At the same time, a significant limitation of GP-RTSS is the high computational cost associated with evaluating the kernel function.

The paper investigates a modification of the DIS RTSS filter that implements a distributed computing scheme within the GP-RTSS framework in order to reduce processing time and memory usage. Four distributed computing algorithms are proposed: DIS RTP, DIS RTGP, DIS RTB, and DIS RTrB. Simulation results show that the DIS RTGP algorithm demonstrates the best balance between computational efficiency and accuracy for autonomous mobile robot navigation tasks. The obtained results can be used in the development of domestic robotic systems with enhanced autonomy and energy efficiency.

Keywords: autonomous mobile robots, path planning, SLAM, algorithm, sensors, navigation, Gaussian process, filtering algorithm, DIS RTSS algorithm, DIS RTP algorithm, DIS RTGP algorithm, DIS RTB algorithm, DIS RTrB algorithm.

Відомості про авторів:

Семененко Юрій Олександрович, кандидат технічних наук, доцент кафедри електроенергетики, електротехніки та електромеханіки, Український державний університет залізничного транспорту, м. Харків, Україна. semenenko_jo@kart.edu.ua. ORCID: [0000-0001-9422-3528](https://orcid.org/0000-0001-9422-3528).

Сисоєв Юрій Олександрович, д-р техн. наук, старш. наук. співроб, проф. каф. теоретичної механіки, машинознавства та роботомеханічних систем, Національний аерокосмічний університет «Харківський авіаційний інститут», Харків, Україна. ORCID: 0000-0001-5006-8546.

Семененко Ольга Діонісівна, асист. каф. теоретичної механіки, машинознавства та роботомеханічних систем, Національний аерокосмічний університет «Харківський авіаційний інститут». o.semenenko@khai.edu. ORCID: [0009-0001-8425-562X](https://orcid.org/0009-0001-8425-562X).

Степаненко Денис Романович, старший викладач кафедри теоретичної механіки, машинознавства та роботомеханічних систем, Національний аерокосмічний університет «Харківський авіаційний інститут» м. Харків, Україна. D.Stepanenko@khai.edu. ORCID: 0000-0002-6765-096X.

Сорока Анастасія Сергіївна, студентка кафедри теоретичної механіки, машинознавства та роботомеханічних систем, Національний аерокосмічний університет «Харківський авіаційний інститут» м. Харків, Україна. a.soroka@student.khai.edu. ORCID: 0009-0005-3166-4621.

Широкий Юрій Вячеславович, кандидат технічних наук, доцент кафедри теоретичної механіки, машинознавства та роботомеханічних систем, Національний аерокосмічний університет «Харківський авіаційний інститут» м. Харків, Україна. i.shyrokyi@khai.edu. ORCID: 0000-0002-4713-0334.

About the Author:

Semenenko Yurii Oleksandrovyich, Doctor of Philosophy, Associate Professor of the Department of Electrical Power Engineering, Electrical Engineering and Electromechanics, Ukrainian State University of Railway Transport, Kharkiv, Ukraine. semenenko_jo@kart.edu.ua. ORCID iD: 0000-0001-9422-3528.

Sysoiev Iurii, Doctor of Technical Sciences, Professor of Department of Theoretical Mechanics, Engineering and Robotic Systems, National Aerospace University «Kharkiv Aviation Institute», Kharkiv, Ukraine. E-mail: i.sysoiev@khai.edu. ORCID: 0000-0001-5006-8546, Scopus Author ID: 55886163000.

Semenenko Olha Dionisiivna, Assistant at the Department of Theoretical Mechanics, Machine Science and Robotic Mechanical Systems, National Aerospace University «Kharkiv Aviation Institute». o.semenenko@khai.edu. ORCID iD: [0009-0001-8425-562X](https://orcid.org/0009-0001-8425-562X).

Stepanenko Denys, Senior Lecturer of Department of Theoretical Mechanics, Engineering and Robomechanical Systems, National Aerospace University «Kharkov Aviation Institute», Kharkov, Ukraine, D.Stepanenko@khai.edu. ORCID: 0000-0002-6765-096X.

Soroka Anastasiya Serhiivna, Student of the Department of Theoretical Mechanics, Mechanical Engineering and Robotic Mechanical Systems, National Aerospace University «Kharkiv Aviation Institute», Kharkiv, Ukraine. a.soroka@student.khai.edu. ORCID: 0009-0005-3166-4621.

Shyrokyi Yurii Vyacheslavovich, Doctor of Philosophy, Assistant-Professor, Head of Department of Theoretical Mechanics, Engineering and Robomechanical Systems, National Aerospace University «Kharkiv Aviation Institute», Kharkiv, Ukraine. i.shyrokyi@khai.edu; ORCID: 0000-0002-4713-0334.

Стаття надійшла 17.04.26

Стаття прийнята до друку після рецензування 14.05.26

Стаття опублікована (оприлюднена) 29.05.26

Стаття поширюється на умовах ліцензії Creative Commons Attribution License International CC-BY.