

**В.А. Романько, доц.**  
**Р.М. Жовноватюк, к.т.н., с.н.с.**  
*Житомирський військовий інститут імені С.П. Корольова*

## **Резидуальний нейронний фільтр Калмана для підвищення завадостійкості навігації БпЛА**

*Розв'язано задачу підвищення завадостійкості навігації безпілотних літальних апаратів в умовах радіоелектронної боротьби, деградації вимірювальних каналів і негаусівських збурень. Запропоновано резидуальний нейронний фільтр Калмана, у якому нейромережевий модуль формує резидуальну корекцію оцінки стану та інтерпретований вектор довіри до сенсорних каналів для адаптивного налаштування матриці коваріації шуму вимірювань. Імітаційне дослідження виконано на спрощеному тривимірному кінематичному стенді з інерціальним вимірювальним модулем, супутниковим навігаційним каналом, магнітометром та оптичною камерою для сценаріїв номінального польоту, інтенсивних маневрів, деградації супутникового каналу та комбінованого погіршення кількох сенсорів. Встановлено, що повний резидуальний нейронний фільтр Калмана забезпечує найбільший вииграш у деградованих сценаріях: середня середньоквадратична похибка координат зменшилася з 39,20 до 9,71 м, а середня кількість зривів фільтрації зменшилася з 322,33 до 9,00 порівняно з базовим розширеним фільтром Калмана. У номінальному режимі найменшу похибку координат показала схема лише з резидуальною корекцією стану, що свідчить про доцільність застосування адаптивного механізму довіри насамперед у складних завадових умовах. Практичне значення одержаних результатів полягає у формуванні відтворюваної експериментальної бази та кількісному підтвердженні ефективності інтерпретованого перерозподілу довіри між сенсорними каналами.*

**Ключові слова:** *фільтр Калмана; резидуальний нейронний фільтр Калмана; завадостійка навігація; злиття даних датчиків; інерціальний вимірювальний модуль; глобальна навігаційна супутникова система; магнітометр; оптична камера; радіоелектронна боротьба; безпілотний літальний апарат.*

**Постановка проблеми в загальному вигляді.** Підвищення точності, стійкості та безперервності навігації БпЛА є критично важливим для задач спостереження, розвідки, моніторингу, автономного виконання місій та наведення в умовах активної протидії й обмежених бортових ресурсів [1–7, 11]. У сучасних навігаційних комплексах мало- та середньорозмірних БпЛА переважно використовують інерціальний вимірювальний модуль (Inertial Measurement Unit, IMU), приймач глобальної навігаційної супутникової системи (Global Navigation Satellite System / Global Positioning System, GNSS / GPS), магнітометр (Magnetometer, MAG) і, за наявності, оптичний канал або візуальну одометрію, сформовану оптичною камерою (Camera, CAM). Поєднання цих джерел у межах єдиної процедури оцінювання стану дозволяє компенсувати слабкі сторони окремих каналів, однак вимагає алгоритму, який зберігає працездатність при зміні статистики шумів і частковій втраті вимірювань [1–10]. У попередній роботі автора було показано, що інтеграція нейромережевого модуля в контур класичного фільтра Калмана дає змогу підвищити точність оцінювання стану високодинамічних апаратів [23]. Наступним логічним кроком стало поширення цієї ідеї на постановку, у якій нейромережевий модуль не лише коригує оцінку стану, а й виконує інтерпретований адаптивний перерозподіл довіри між сенсорними каналами, що відображено в патентній заявці на РНФК [24].

У реальних умовах експлуатації навігаційний контур БпЛА зазнає впливу кількох типів деградації: групових викидів та провалів у каналі GNSS під дією джамінгу або спуфінгу, нестаціонарних шумів IMU через вібрації та температурний дрейф, локальних магнітних збурень, втрати кадрів або погіршення інформативності зображень в оптичному каналі [2, 3, 5, 6, 8, 10, 11]. У таких умовах класичні моделі з постійними коваріаціями шумів не забезпечують достатньої стійкості: фільтр або надмірно довіряє деградованому каналу, або надто повільно адаптується до зміни якості вимірювальної інформації.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** У працях авторів Житомирського військового інституту розглянуто кілька суміжних аспектів задачі. Роботи [1–3] присвячені алгоритмам фільтрації для навігаційних систем БпЛА, зокрема сумісній обробці навігаційних вимірювань систем супутникової навігації (СНС), параметричному синтезу алгоритмів для інерціальних навігаційних систем (ІНС) та фільтрації акселерометричних вимірювань у безплатформених ІНС. У праці [4] розглянуто підготовку апріорних даних нейронної мережі для обробки цифрових аерознімків, що є важливим для обґрунтування використання оптичного каналу та процедур формування навчальних вибірок для оптичної компоненти.

У роботах авторів Житомирської політехніки досліджено вимоги до навігаційного забезпечення безпілотного авіаційного комплексу (БпАК) у несприятливих умовах [5], проведено огляд методів автономної навігації БпЛА в середовищах із втратою сигналу GPS [6] і проаналізовано можливості використання фільтра Калмана для інтеграції даних GPS та IMU в зашумленому середовищі [7]. Ці дослідження підтверджують актуальність мультисенсорного підходу, але зосереджені переважно на оглядових або класичних фільтраційних схемах без явного введення навченого механізму адаптивного перерозподілу довіри між каналами.

Серед робіт інших українських авторів доцільно виділити огляд сучасного стану сенсорів для інерціальної навігації БпЛА та методів їх інтеграції [8], дослідження вибору й реалізації навігаційних методів на сучасних комп'ютерних компонентах [9], застосування фільтра Калмана для уточнення даних GNSS з урахуванням спуфінгу [10] і підходи до підвищення стійкості функціонування БпЛА в завадовій обстановці [11]. У цих роботах чітко окреслено проблему ненадійності окремих сенсорних каналів і потребу в алгоритмах, здатних динамічно враховувати їхню якість.

Міжнародні дослідження формують теоретичну основу сучасних інтегрованих навігаційних систем. У роботі [12] систематизовано підходи до мультисенсорного позиціонування, включно з аналітичними та навченими схемами злиття даних. У [13–16, 19] досліджено стійку інтеграцію GNSS та IMU, адаптивні варіанти сигма-точкового фільтра Калмана (Unscented Kalman Filter, UKF) для глибоко інтегрованих систем супутникової навігації BeiDou та інерціальної навігації (BeiDou Navigation Satellite System / Inertial Navigation System, BDS/INS), нейромережеву підтримку систем інерціальної та супутникової навігації (Inertial Navigation System / Global Navigation Satellite System, INS/GNSS) в умовах втрати GNSS-сигналу та моделі процесного шуму для GNSS-фільтра Калмана при поганій геометрії супутників. У працях [17, 20, 21] проаналізовано візуально-інерціальну навігацію, поведінку систем одночасної локалізації та картографування / візуальної одометрії (Simultaneous Localization and Mapping / Visual Odometry, SLAM/VO) у динамічних сценах і сучасні огляди візуальної одометрії. Роботи [18, 22] демонструють можливості поєднання навчених і класичних схем оцінювання та тісно зв'язаного злиття різнорідних сенсорів для підвищення точності локалізації, однак питання інтерпретованої адаптації довіри до окремих сенсорних каналів у мультисенсорній навігації БпЛА лишається недостатньо висвітленим.

У власній попередній статті автора та співавтора [23] запропоновано нейронний фільтр Калмана як резидуальну надбудову над класичним ФК, що формує корекцію оцінки стану на основі даних мультисенсорного комплексу. Разом з тим у цій роботі механізм адаптивного перерозподілу довіри між окремими сенсорними каналами ще не був формалізований. У подальшій патентній заявці [24] цю ідею розвинено до архітектури РНФК з двома вихідними гілками нейромережі, одна з яких формує резидуальну корекцію стану, а друга – коефіцієнти довіри до каналів для побудови адаптивної матриці  $R_k$ . Саме наукове формалізування цього переходу від НФК до РНФК і становить зміст поточної статті.

**Невирішена раніше частина проблеми.** Наявні роботи або зосереджуються на класичному фільтруванні та ручному налаштуванні коваріацій шумів [1–3, 7, 13–16], або розглядають навчені компоненти без явного механізму інтерпретованого перерозподілу довіри між каналами [12, 18, 21, 22]. У власній попередній роботі [23] було продемонстровано доцільність резидуальної нейромережевої корекції оцінки стану, однак механізм адаптації ваг вимірювань між каналами залишився поза межами дослідження. Тому недостатньо опрацьованим залишається підхід, у якому в межах єдиного рекурсивного оцінювача інновації, поточні вимірювання та показники якості каналів одночасно використовуються для двох пов'язаних задач: формування резидуальної корекції стану та адаптивного налаштування ваг вимірювань через матрицю  $R_k$ . Саме ця невирішена частина проблеми, надалі розвинена в патентній заявці [24], і визначає доцільність побудови РНФК у постановці з урахуванням якості сенсорних каналів.

**Формулювання завдання дослідження.** Мета роботи полягає у підвищенні завадостійкості навігації БпЛА шляхом розроблення резидуального нейронного фільтра Калмана, який поєднує нейромережеву корекцію оцінки стану з адаптивним перерозподілом довіри до сенсорних каналів.

Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати такі завдання:

- 1) побудувати модель стану БпЛА, модель мультисенсорних вимірювань інерціального вимірювального модуля, глобальної навігаційної супутникової системи, магнітометра та оптичної камери та ввести вектор показників якості каналів;
- 2) запропонувати структуру РНФК з двома вихідними гілками нейромодуля для формування  $\Delta x_k^{NN}$  і вектора довіри  $c_k$ , а також визначити розширений вектор ознак  $\phi_k$ ;
- 3) розробити процедуру навчання нейромодуля на даних імітаційного моделювання з керованими сценаріями РЕБ і деградації сенсорів;
- 4) сформувати програму порівняльного імітаційного моделювання та систему метрик для оцінювання точності, стійкості та адекватності адаптації довіри до каналів.

**Викладення основного матеріалу дослідження.**

**Модель стану, вимірювань і показників якості каналів.** Розглянемо дискретну нелінійну модель руху БпЛА:

$$\begin{aligned} x_k &= f(x_{k-1}, u_{k-1}) + w_{k-1} \\ z_k &= h(x_k) + v_k \end{aligned}, \quad (1)$$

де  $x_k$  – вектор стану БПЛА;

$u_{k-1}$  – вектор вхідних впливів;

$w_{k-1} \sim \mathcal{N}(0, Q_{k-1})$  – процесний шум;

$v_k \sim \mathcal{N}(0, R_k)$  – вимірювальний шум.

Для спрощеного тривимірного стану вектор стану задано як

$$x_k = \begin{bmatrix} p_{x,k} \\ p_{y,k} \\ p_{z,k} \\ v_{x,k} \\ v_{y,k} \\ v_{z,k} \\ \Phi_k \\ \theta_k \\ \Psi_k \end{bmatrix}, \quad (2)$$

де  $p_{x,k}, p_{y,k}, p_{z,k}$  – координати БПЛА;

$v_{x,k}, v_{y,k}, v_{z,k}$  – компоненти вектора швидкості;

$\Phi_k$  – кут крену;

$\theta_k$  – кут тангажу;

$\Psi_k$  – кут курсу.

Для мультисенсорного комплексу вектор вимірювань подамо у вигляді

$$z_k = \begin{bmatrix} z_k^{GNSS} \\ z_k^{IMU} \\ z_k^{MAG} \\ z_k^{CAM} \end{bmatrix}, \quad (3)$$

де  $z_k$  – сумарний вектор вимірювань мультисенсорного комплексу;

$z_k^{GNSS}$  – підвектор вимірювань глобальної навігаційної супутникової системи;

$z_k^{IMU}$  – підвектор вимірювань інерціального вимірювального модуля;

$z_k^{MAG}$  – підвектор вимірювань магнітометра;

$z_k^{CAM}$  – підвектор вимірювань оптичної камери.

Для прийнятої постановки

$$z_k^{GNSS} = \begin{bmatrix} p_{x,k}^{GNSS} \\ p_{y,k}^{GNSS} \\ p_{z,k}^{GNSS} \\ v_{x,k}^{GNSS} \\ v_{y,k}^{GNSS} \\ v_{z,k}^{GNSS} \end{bmatrix}, \quad z_k^{IMU} = \begin{bmatrix} v_{x,k}^{IMU} \\ v_{y,k}^{IMU} \\ v_{z,k}^{IMU} \end{bmatrix}, \quad z_k^{MAG} = [\Psi_k^{MAG}], \quad z_k^{CAM} = \begin{bmatrix} p_{x,k}^{CAM} \\ p_{y,k}^{CAM} \\ p_{z,k}^{CAM} \end{bmatrix}, \quad (4)$$

де  $p_{x,k}^{GNSS}, p_{y,k}^{GNSS}, p_{z,k}^{GNSS}$  – координати, виміряні супутниковим каналом;

$v_{x,k}^{GNSS}, v_{y,k}^{GNSS}, v_{z,k}^{GNSS}$  – компоненти швидкості, виміряні супутниковим каналом;

$v_{x,k}^{IMU}, v_{y,k}^{IMU}, v_{z,k}^{IMU}$  – оцінки компонент швидкості за інерціальним вимірювальним модулем;

$\Psi_k^{MAG}$  – виміряний магнітометром кут курсу;

$p_{x,k}^{CAM}, p_{y,k}^{CAM}, p_{z,k}^{CAM}$  – квазивимірювання координат, сформовані оптичним каналом.

Разом з основним вектором вимірювань формують допоміжний вектор показників якості каналів:

$$q_k = \begin{bmatrix} q_k^{GNSS} \\ q_k^{IMU} \\ q_k^{MAG} \\ q_k^{CAM} \end{bmatrix}, \quad (5)$$

де  $q_k$  – вектор показників якості сенсорних каналів;

$q_k^{GNSS}$  – показники якості глобальної навігаційної супутникової системи;

$q_k^{IMU}$  – показники якості інерціального вимірювального модуля;

$q_k^{MAG}$  – показники якості магнітометра;

$q_k^{CAM}$  – показники якості оптичної камери.

Вектор  $q_k$  містить індикатори доступності, достовірності та поточної якості сенсорної інформації. Для GNSS такими показниками можуть бути Horizontal Dilution of Precision / Vertical Dilution of Precision / Position Dilution of Precision (HDOP/VDOP/PDOP), Receiver Autonomous Integrity Monitoring (RAIM),

відношення сигнал/шум, прапорці пропусків і стрибків координат; для ІМУ – індикатори вібрації, насичення, оцінки дисперсій шумів і температурні індикатори; для МАГ – відхилення модуля магнітного поля від очікуваного та ознаки локальних завод; для САМ – кількість стійко відстежуваних ознак, репроекційна похибка, показники розмиття та частка втрачених кадрів [4–10, 17–20].

У практичних умовах коваріації  $Q_k$  і  $R_k$  є нестационарними, а розподіли шумів можуть істотно відхилитися від гаусівських. Саме тому для оцінювання стану БПЛА доцільно поєднати базову схему розширеного фільтра Калмана (Extended Kalman Filter, ЕКФ) з навченим модулем, який враховує не лише вимірювання, а й поточну якість окремих каналів.

Загальну структуру мультисенсорного комплексу та місце РНФК у контурі оцінювання стану БПЛА показано на рисунку 1.

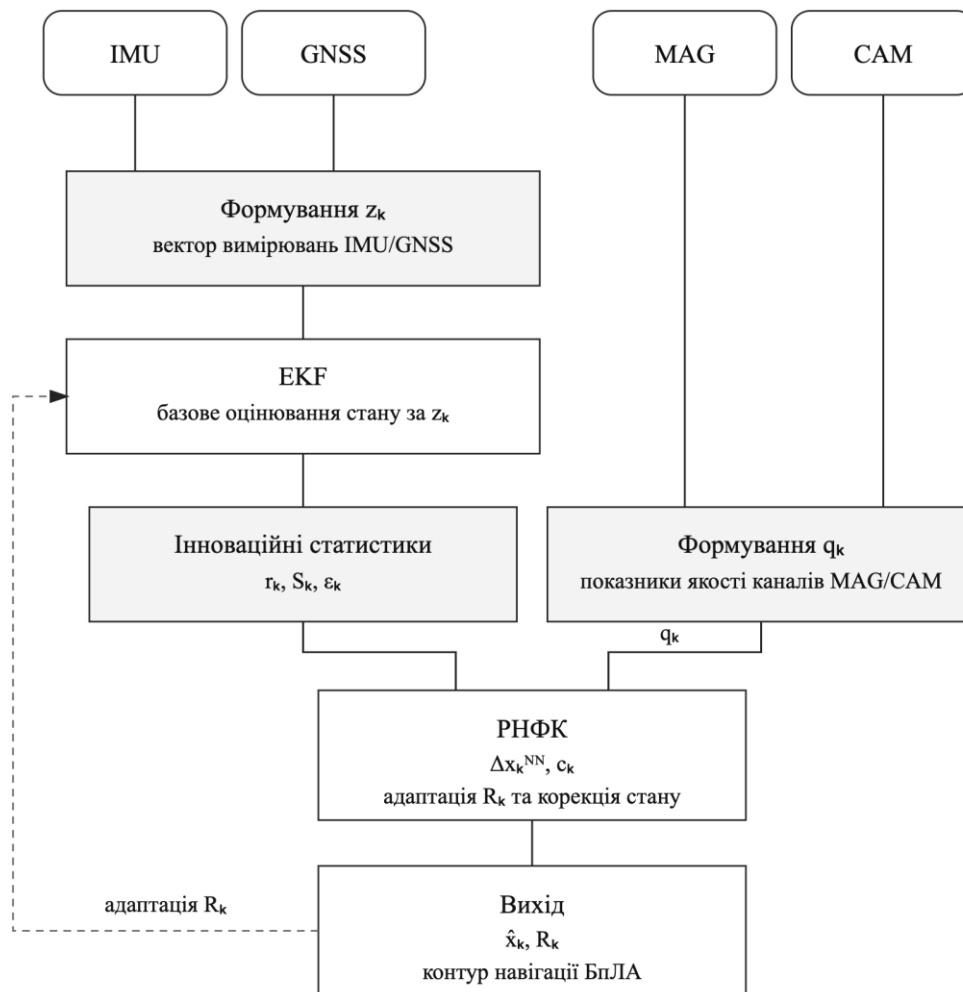


Рис. 1. Структура мультисенсорного комплексу та контуру оцінювання стану БПЛА, у якому інноваційні статистики і показники якості каналів використовуються для формування РНФК та адаптації матриці  $R_k$

**Базовий ЕКФ та інноваційні статистики.** Для базового ЕКФ кроки прогнозу та корекції задаються співвідношеннями:

$$\begin{aligned}
 \hat{x}_k^- &= f(\hat{x}_{k-1}^+, u_{k-1}), \\
 P_k^- &= F_{k-1} P_{k-1}^+ F_{k-1}^T + Q_{k-1}, \\
 r_k &= z_k - h(\hat{x}_k^-), \\
 S_k &= H_k P_k^- H_k^T + R_k, \\
 K_k &= P_k^- H_k^T S_k^{-1}, \\
 \hat{x}_k^{EKF} &= \hat{x}_k^- + K_k r_k, \\
 P_k^+ &= (I - K_k H_k) P_k^-
 \end{aligned} \tag{6}$$

де  $\hat{x}_k^-$  – апіорна оцінка стану;

$P_k^-$  – апіорна матриця коваріації похибки;

$\hat{x}_{k-1}^+$  – апостеріорна оцінка стану на попередньому такті;  
 $P_{k-1}^+$  – апостеріорна матриця коваріації похибки на попередньому такті;  
 $F_{k-1}$  – матриця лінеаризації моделі стану;  
 $r_k$  – вектор інновації;  
 $S_k$  – матриця коваріації інновації;  
 $H_k$  – матриця лінеаризації моделі вимірювань;  
 $K_k$  – матриця коефіцієнтів підсилення Калмана;  
 $\hat{x}_k^{EKF}$  – апостеріорна оцінка стану базового EKF;  
 $P_k^+$  – апостеріорна матриця коваріації похибки;  
 $I$  – одинична матриця.

Щоб уникнути циклічної залежності між ознаками нейромодуля та адаптацією  $R_k$ , на  $k$ -му такті спочатку формують поканальні номінальні інноваційні оцінки з базовою матрицею  $R_0$ :

$$\begin{aligned} r_{k,i}^{(0)} &= z_{k,i} - h_i(\hat{x}_k^-) \\ s_{k,i}^{(0)} &= \frac{1}{n_i} (r_{k,i}^{(0)})^\top R_{0,i}^{-1} r_{k,i}^{(0)}, \end{aligned} \quad (7)$$

де  $r_{k,i}^{(0)}$  – номінальна інновація  $i$ -го каналу або блоку вимірювань;

$s_{k,i}^{(0)}$  – поканальна нормована статистика неузгодженості;

$z_{k,i}$  – підвектор вимірювань  $i$ -го каналу;

$h_i(\cdot)$  – вимірювальна модель  $i$ -го каналу;

$R_{0,i}$  – базова коваріація шуму вимірювань  $i$ -го каналу;

$n_i$  – кількість вимірюваних компонент у  $i$ -му каналі або блоці.

Для всього вимірювального стека додатково використовують узагальнену статистику узгодженості:

$$\varepsilon_k^{(0)} = (r_k^{(0)})^\top (S_k^{(0)})^{-1} r_k^{(0)}, \quad (8)$$

де  $r_k^{(0)}$  – об'єднаний вектор номінальних інновацій до адаптації довіри;

$S_k^{(0)} = H_k P_k^- H_k^\top + R_0$  – номінальна коваріація інновації.

На відміну від класичного EKF, у пропонуваному підході величини  $r_{k,i}^{(0)}$ ,  $s_{k,i}^{(0)}$  та  $\varepsilon_k^{(0)}$  використовують не лише для виконання корекційного кроку, а й як джерело інформації про поточну надійність сенсорних каналів. Якщо зростання  $s_{k,i}^{(0)}$  або  $\varepsilon_k^{(0)}$  супроводжується погіршенням показників  $q_k$ , це розглядається як ознака зниження довіри до відповідного каналу та потреби в адаптації матриці  $R_k$ . За змістом номінальний вектор інновації  $r_k^{(0)}$  відповідає вектору  $y_k$  у статті 1 та патентній заявці [23, 24].

**Структура РНФК з двома вихідними гілками.** РНФК зберігає рекурсивну схему EKF, але доповнює її нейромережним модулем із двома вихідними гілками. Така архітектура є розвитком базового НФК, запропонованого в [23], і узгоджується з технічними рішеннями, сформульованими в патентній заявці на РНФК [24]:

$$s_k^{(0)} = \begin{bmatrix} s_{k,1}^{(0)} \\ \vdots \\ s_{k,m}^{(0)} \end{bmatrix}, a_k = \begin{bmatrix} a_{k,1} \\ \vdots \\ a_{k,m} \end{bmatrix}, \phi_k = \begin{bmatrix} \hat{x}_k^- \\ q_k \\ a_k \\ s_k(0) \\ \text{vec}(r_k^{(0)}) \\ \varepsilon_k^{(0)} \\ c_{k-1} \end{bmatrix}, \quad (9)$$

де  $s_k^{(0)}$  – вектор поканальних статистик неузгодженості;

$a_k$  – вектор доступності каналів, де  $a_{k,i} \in 0,1$ ;

$\phi_k$  – розширений вектор ознак нейромодуля;

$\text{vec}(r_k^{(0)})$  – конкатенація поканальних номінальних інновацій у фіксованому порядку каналів;

$\varepsilon_k^{(0)}$  – номінальна узагальнена статистика узгодженості інновації;

$c_{k-1}$  – вектор довіри, успадкований з попереднього такту.

Розширений вектор ознак  $\phi_k$  є науковим розвитком вектора  $\phi_k$ , використаного у статті 1 та патентній заявці [23, 24]: окрім апріорної оцінки стану, до нього включено показники якості та доступності каналів, поканальні статистики неузгодженості, номінальні інновації та вектор попередньої довіри. Такий вибір ознак узгоджується з фактичним порядком обчислень у стенді та прибирає циклічність між формуванням  $\phi_k$  і адаптацією  $R_k$ .

Перша гілка мережі формує резидуальну корекцію стану:

$$\Delta x_k^{NN} = g_\theta^{(x)}(\phi_k), \quad (10)$$

де  $\Delta x_k^{NN}$  – резидуальна нейромережева корекція оцінки стану;

$g_{\theta}^{(x)}(\cdot)$  – перша вихідна гілка нейромодуля з параметрами  $\theta$ ;

$\Phi_k$  – вхідний вектор ознак нейромодуля.

Для гілки довіри в цій роботі розглядають дві реалізації. У контрольній реалізації, яка використана в основних порівняльних таблицях, вектор довіри формують явним рекурсивним правилом:

$$\begin{aligned} \bar{c}_{k,i} &= \text{clip} \left( q_{k,i} \exp \left( -\beta \max(0, s_{k,i}^{(0)} - 1) \right), c_{\min}, 1 \right), \\ c_{k,i} &= \alpha c_{k-1,i} + (1 - \alpha) \bar{c}_{k,i}, \quad i = 1, \dots, m \end{aligned} \quad (11)$$

де  $c_k$  – вектор коефіцієнтів довіри до сенсорних каналів;

$\bar{c}_{k,i}$  – миттєва оцінка довіри до  $i$ -го каналу до згладжування;

$m$  – кількість сенсорних каналів або блоків вимірювань;

$\beta > 0$  – коефіцієнт чутливості до інноваційної неузгодженості;

$\alpha \in [0,1)$  – коефіцієнт згладжування довіри;

$c_{\min}$  – нижня межа довіри.

У навченій версії другу гілку довіри замінюють нейромережевим відображенням

$$\begin{aligned} c_k &= g_{\theta}^{(c)}(\Phi_k), \\ c_k &\in [c_{\min}, 1]^m, \end{aligned} \quad (12)$$

де  $g_{\theta}^{(c)}(\cdot)$  – друга вихідна гілка нейромодуля з параметрами  $\theta$ .

У цій статті позначення  $c_k$  відповідає патентному позначенню  $w_k$  і трактується як інтерпретований набір показників надійності окремих сенсорних каналів. Саме контрольну реалізацію  $c_k$  використано в основних порівняльних таблицях, тоді як навчену реалізацію оцінено окремо як перспективний напрям подальшого розвитку.

Адаптивна матриця коваріації шуму вимірювань формується на основі базової матриці  $R_0$  та вектора довіри  $c_k$ :

$$D_k = \text{blkdiag} \left( \frac{1}{c_{k,1} + \delta} I_{n_1}, \frac{1}{c_{k,2} + \delta} I_{n_2}, \dots, \frac{1}{c_{k,m} + \delta} I_{n_m} \right), \quad R_k = D_k R_0 D_k. \quad (13)$$

Після побудови  $R_k$  виконують стандартний корекційний крок ЕКФ уже з адаптивною вимірювальною коваріацією, а потім додають резидуальну корекцію:

$$\begin{aligned} r_k &= z_k - h(\hat{x}_k^-), \\ S_k &= H_k P_k^- H_k^T + R_k, \\ K_k &= P_k^- H_k^T S_k^{-1}, \\ \hat{x}_k^{EKF} &= \hat{x}_k^- + K_k r_k, \\ \hat{x}_k^{RNFK} &= \hat{x}_k^{EKF} + \Delta x_k^{NN}. \end{aligned} \quad (14)$$

Для скалярного випадку, коли кожному каналу відповідає одна вимірювана компонента, ця залежність набуває вигляду

$$R_k = \text{diag} \left( \frac{\sigma_{1,0}^2}{(c_{k,1} + \delta)^2}, \frac{\sigma_{2,0}^2}{(c_{k,2} + \delta)^2}, \dots, \frac{\sigma_{m,0}^2}{(c_{k,m} + \delta)^2} \right). \quad (15)$$

де  $D_k$  – блок-діагональна матриця масштабування довіри;

$R_0$  – базова матриця коваріації шуму вимірювань;

$R_k$  – адаптивна матриця коваріації шуму вимірювань;

$\hat{x}_k^{RNFK}$  – підсумкова оцінка стану РНФК;

$\hat{x}_k^{EKF}$  – апостеріорна оцінка стану ЕКФ з адаптивною матрицею  $R_k$ ;

$c_{k,i}$  – коефіцієнт довіри до  $i$ -го каналу або блоку вимірювань;

$I_{n_i}$  – одинична матриця розмірності  $n_i \times n_i$ ;

$n_i$  – кількість вимірюваних компонент у  $i$ -му каналі або блоці;

$\sigma_{i,0}^2$  – базова дисперсія шуму  $i$ -го каналу;

$\delta > 0$  – мале додатне число регуляризації.

Зменшення  $c_{k,i}$  призводить до збільшення відповідної дисперсії, тобто до зниження ваги вимірювань деградованого каналу вже на поточному корекційному кроці ЕКФ. У розширеному варіанті можливе також обережне коригування  $Q_k$ , однак у цій статті основний акцент зроблено на адаптації  $R_k$ , оскільки саме вимірювальні збурення першими відображають вплив РЕБ і локальних відмов каналів.

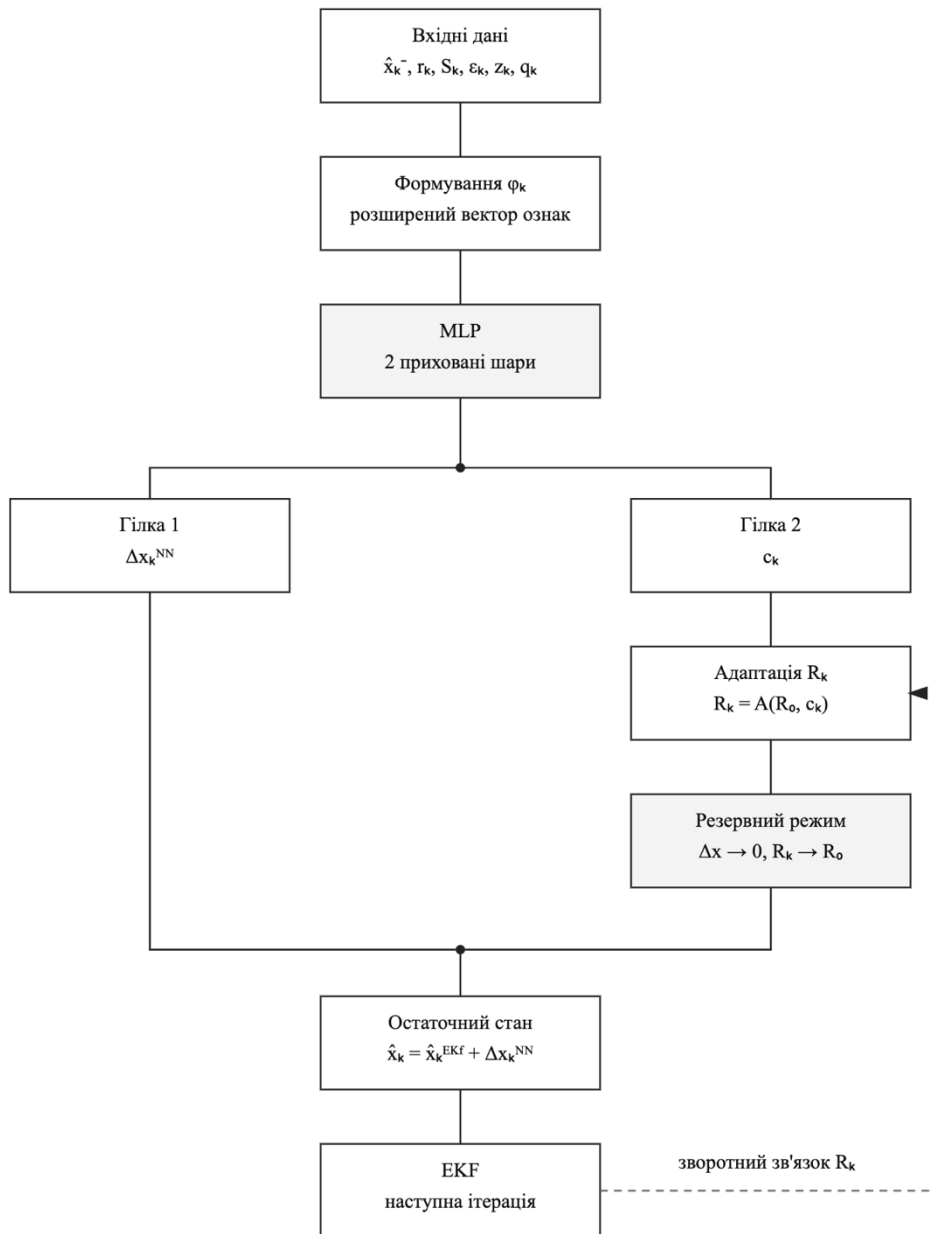


Рис. 2. Архітектура РНФК з двома вихідними гілками: резидуальна корекція стану та адаптивне оцінювання довіри до сенсорних каналів

Базовим варіантом нейромодуля вважається компактний багатшаровий перцептрон (Multi-Layer Perceptron, MLP) з двома прихованими шарами та активацією типу випрямленої лінійної одиниці (Rectified Linear Unit, ReLU). Таке рішення забезпечує помірно обчислювальну складність і є більш придатним для бортового використання, ніж рекурентні архітектури. Архітектури типу Gated Recurrent Unit (GRU) або Long Short-Term Memory (LSTM) можуть розглядатися як подальші розширення для задач із вираженою часовою залежністю послідовностей деградації [12, 18, 21, 22].

Безпечна поведінка методу забезпечується резервним режимом: якщо  $\|\Delta x_k^{NN}\|$  перевищує допустимий поріг, а елементи  $c_k$  виходять за межі узгодженого діапазону або суперечать показникам  $q_k$ , виконують скидання  $\Delta x_k^{NN} \rightarrow 0$  та  $R_k \rightarrow R_0$ . У такому випадку алгоритм деградує до стандартного ЕКФ без втрати працездатності.

Архітектуру РНФК з двома вихідними гілками, адаптацією довіри та резервним режимом наведено на рисунку 2.

**Процедура навчання нейромодуля.** Для навченого варіанта РНФК навчальну вибірку формували на даних імітаційного моделювання траєкторій БПЛА, що охоплювали контрольовані сценарії деградації вимірювальних каналів:

- GNSS: викиди, пропуски, ступінчасті зміщення та спуфінгоподібні збурення;

- IMU: збільшення дисперсій шумів, дрейф, вібраційні компоненти, насичення;
- MAG: локальні збурення та розбіжність з очікуваним вектором магнітного поля;
- CAM: пропуски кадрів, зменшення кількості ознак, розмиття та зростання репроекційної похибки.

Для такої постановки функціонал оптимізації можна подати у вигляді

$$\mathcal{L}(\theta) = \sum_k \|x_k - \hat{x}_k^{RNFk}(\theta)\|_W^2 + \lambda_\Delta \sum_k \|\Delta x_k^{NN}\|_2^2 + \lambda_c \sum_k \mathcal{L}_{trust}(c_k, q_k, a_k, s_k^{(0)}, c_{k-1}), \quad (16)$$

де  $\mathcal{L}(\theta)$  – функція втрат нейромодуля;

$\theta$  – параметри нейромодуля;

$W$  – вагова матриця компонент похибки стану;

$\lambda_\Delta$  – коефіцієнт регуляризації резидуальної корекції;

$\lambda_c$  – коефіцієнт узгодження для гілки довіри;

$\mathcal{L}_{trust}$  – складова втрат для узгодження довіри з якістю, доступністю та інноваційною неузгодженістю каналів;

$\Delta x_k^{NN}$  – резидуальна нейромережева корекція оцінки стану.

Перший доданок мінімізує похибку оцінювання стану, другий обмежує надмірні нейрокорекції, а третій узгоджує поведінку вектора довіри  $c_k$  з реальними сценаріями деградації каналів. Складову  $\mathcal{L}_{trust}$  доцільно інтерпретувати як комбінацію сценарно-орієнтованих цільових міток, штрафів за неузгодженість з  $q_k$  та  $s_k^{(0)}$  і регуляризації, що запобігає надмірно різким коливанням довіри між сусідніми тактами.

У навченому варіанті модель мала опановувати два взаємопов'язані механізми: локальну компенсацію систематичних і контекстно залежних похибок через  $\Delta x_k^{NN}$  та адаптивне послаблення впливу деградованих каналів через  $c_k \rightarrow R_k$ . Така постановка відрізняє РНФК від варіантів, у яких нейромодуль використовується лише як постпроцесор оцінки стану.

У поточній навченій реалізації тривимірного стенду дискретизована форма вектора ознак  $\phi_k$  мала розмірність 39 і складалася з 9 компонент прогнозованого стану, 4 показників якості каналів, 4 індикаторів доступності каналів, 4 поканальних оцінок інноваційної неузгодженості, 13 компонентів поканальних інновацій, скалярної статистики  $\varepsilon_k^{(0)}$  та 4 компонентів вектора попередньої довіри. Цільовий вектор мав 13 компонентів: 9 компонент резидуальної корекції стану та 4 компоненти вектора довіри. Для навченого модуля використано MLP з двома прихованими шарами по 96 нейронів, активацією ReLU, початковою швидкістю навчання 0,001, ранньою зупинкою та часткою валідаційної вибірки 0,15. Навчальну вибірку сформовано з 15 600 синтетичних зразків, отриманих у чотирьох сценаріях по шість випадкових варіантів на сценарій; підсумкова модель містила 14 413 параметрів.

Для кількісного оцінювання точності в проведених експериментах використовували середньоквадратичну похибку координат і швидкостей разом з показниками стійкості та адаптації довіри; у числових журналах моделювання для цієї метрики застосовували стандартне англійське позначення RMSE.

Числові параметри тривимірного імітаційного стенду та сценаріїв деградації сенсорних каналів наведено в таблиці 1.

Таблиця 1

Числові параметри тривимірного імітаційного стенду та сценаріїв деградації сенсорних каналів

Сценарій	Параметри руху	Канали	Інтервали деградації	Очікувана реакція довіри
1	2	3	4	5
Номінальний режим	dt = 0,2 с; 650 кроків; повна тривалість 130 с; коефіцієнт маневрування 1,0	GNSS: $\sigma_{pos} = 3,4$ м, $\sigma_{vel} = 0,85$ м/с IMU: $\sigma_{vel} = 0,28$ м/с MAG: $\sigma_{course} = 0,06$ рад CAM: $\sigma_{pos} = 1,7$ м	Відсутні	cGNSS, cIMU, cMAG, cCAM близькі до 1,0
Інтенсивні маневри	dt = 0,2 с; 650 кроків; 130 с; коефіцієнт маневрування 1,9	GNSS: номінальний режим IMU: множник шуму = 3,0; крок дрейфу = [0,010; -0,007; 0,004]; показник якості = 0,60 MAG: номінальний режим CAM: множник шуму = 1,8; показник якості = 0,76	Підвищене навантаження протягом усього прогону	Короткочасне зниження cIMU і часткове послаблення cCAM

1	2	3	4	5
GNSS-викиди та провали	dt = 0,2 с; 650 кроків; 130 с; коєфіцієнт маневрування 1,2	GNSS: 38–48 с – множник шуму = 4,0; зміщення = [16; -10; 9; 1,1; -0,8; 0,5]; показник якості = 0,28 GNSS: 48–66 с – повне випадіння вимірювань; показник якості = 0,05 IMU, MAG, CAM: номінальні режими	38–48 с – групові викиди; 48–66 с – повний провал супутникового каналу	Різне зниження cGNSS з компенсацією через IMU та CAM
Комбінована деградація	dt = 0,2 с; 650 кроків; 130 с; коєфіцієнт маневрування 1,55	GNSS: 42–52 с – множник шуму = 3,2; зміщення = [12; -8; 6,5; 0,8; -0,6; 0,4]; показник якості = 0,34; 52–72 с – повне випадіння вимірювань; показник якості = 0,05 IMU: 44–94 с – множник шуму = 3,6; крок дрейфу = [0,008; -0,005; 0,003]; показник якості = 0,46 MAG: 48–78 с – зміщення = 0,35 рад; показник якості = 0,35 CAM: 56–92 с – множник шуму = 2,6; випадіння кожного другого кадру; показник якості = 0,30	Накладання деградацій GNSS, IMU, MAG і CAM у взаємно перекривних інтервалах	Каскадний перерозподіл довіри між доступними каналами

**Експериментальна постановка та результати імітаційного оцінювання РНФК.** Числове оцінювання виконано на спрощеному тривимірному кінематичному стенді, у якому вектор стану містив координати  $x, y, z$ , швидкості  $v_x, v_y, v_z$  та кути крену, тангажу і курсу. Моделювання проводили з кроком 0,2 с на інтервалі 650 тактів, тобто протягом 130 с. Частоти надходження вимірювань становили 5 Гц для IMU, 2,5 Гц для MAG, 1 Гц для GNSS і 1 Гц для CAM. У вимірювальний контур входили вектори GNSS-положення і швидкості, IMU-швидкості, кут курсу від магнітометра та квазівимірювання положення від оптичної камери. Вектор  $q_k$  у цьому стенді містив по одному скалярному показнику якості для каналів GNSS, IMU, MAG і CAM.

Наведені в таблиці 1 числові значення слід трактувати як параметри синтетичного стенду для стресового випробування, підбраного для відтворюваної перевірки архітектури РНФК, а не як паспортні характеристики конкретного бортового комплексу сенсорів. Тому наведені нижче результати підтверджують працездатність структури  $EKF + \Delta x_k^{NN} + c_k \rightarrow R_k$  у контрольованих сценаріях деградації каналів.

Для основного порівняння використано три робочі схеми: базовий EKF; EKF з резидуальною корекцією стану, сформованою евристичною реалізацією нейро модуля; повний РНФК, у якому ту саму евристичну реалізацію доповнено адаптивним механізмом довіри до каналів  $c_k \rightarrow R_k$ . Окремо на тому самому тривимірному стенді було оцінено навчений MLP-модуль з розмірністю вхідного вектора 39, цільового вектора 13, двома прихованими шарами по 96 нейронів і 14 413 параметрами. У дослідженій конфігурації цей навчений варіант показав середню середньоквадратичну похибку координат 175,76 м, середню кількість зривів фільтрації 578,33, середній час одного кроку 0,672 мс і максимальний час 0,889 мс, тобто не перевищив стабільний повний РНФК з адаптивним довірчим контуром. Саме тому до основних порівняльних таблиць винесено три робочі схеми, які безпосередньо підтверджують внесок резидуальної корекції та механізму довіри.

Отримані результати показали, що в номінальному сценарії найменшу похибку координат забезпечила схема  $EKF + \Delta x_k^{NN}$ , тоді як у складних деградованих сценаріях перевага перейшла до повного РНФК. Для агресивних маневрів середньоквадратична похибка координат зменшилася з 55,03 м у базового EKF до 27,55 м у схемі  $EKF + \Delta x_k^{NN}$  і до 8,34 м у повного РНФК. У сценарії комбінованої деградації ці значення становили відповідно 40,30 м, 22,32 м і 12,34 м, а кількість зривів фільтрації зменшилася з 380 до 156 і 27.

У сценарії деградації супутникового каналу схема  $EKF + \Delta x_k^{NN}$  показала меншу середньоквадратичну похибку координат, ніж повний РНФК (6,78 м проти 8,46 м), проте повний РНФК зберіг зіставну частоту перевищення порога інновації і повністю усунув зриви фільтрації. Це свідчить, що механізм адаптивної довіри найбільше розкривається за комбінованого або тривалого погіршення кількох каналів, тоді як у локалізованих епізодах GNSS-викидів чиста резидуальна корекція може давати дещо меншу координатну похибку.

Порівняння траєкторій у сценарії деградації супутникового каналу наведено на рисунку 3, зіставлення основних метрик для всіх сценаріїв тривимірного стенду – на рисунку 4, а динаміку коефіцієнтів довіри до сенсорних каналів у комбінованому сценарії – на рисунку 5.

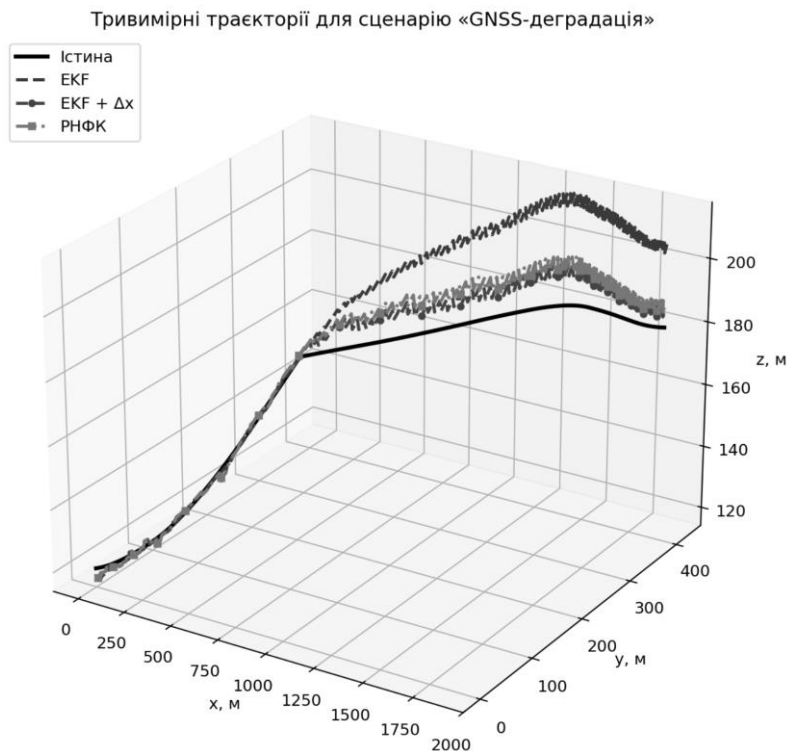


Рис. 3. Порівняння траєкторій істини, EKF, EKF з резидуальною корекцією стану та РНФК у сценарії деградації супутникового каналу на тривимірному стенді

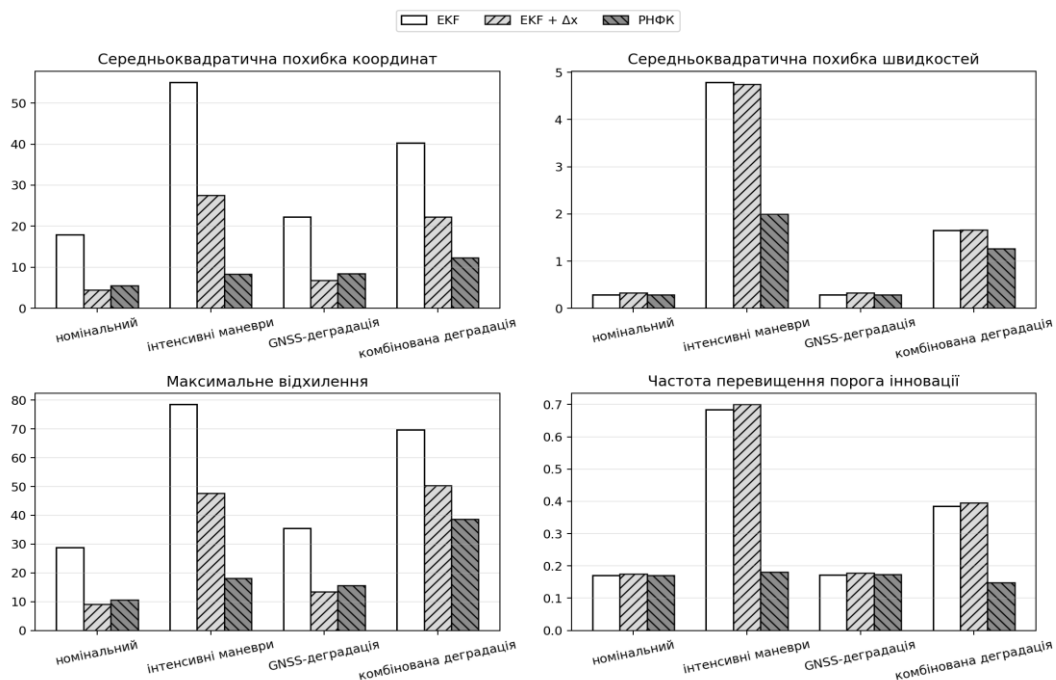


Рис. 4. Порівняння трьох схем оцінювання за середньоквадратичною похибкою координат, середньоквадратичною похибкою швидкостей, максимальним відхиленням та частотою перевищення порога інновації для всіх сценаріїв тривимірного стенду

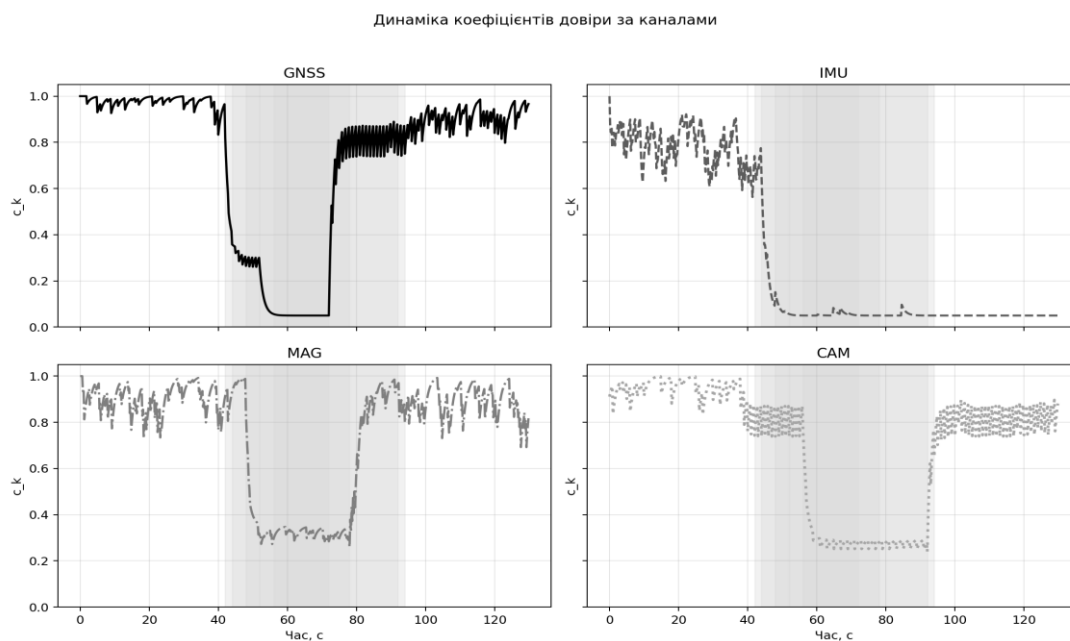


Рис. 5. Динаміка коефіцієнтів довіри  $c_k$  до каналів GNSS, IMU, MAG і CAM у вигляді окремих часових графіків для сценарію комбінованої деградації

Детальні посценарні результати трьох основних схем оцінювання наведено в таблиці 2, агрегований абляційний аналіз у деградованих сценаріях – у таблиці 3, а обчислювальну вартість реалізацій – у таблиці 4.

Таблиця 2

Порівняння трьох основних схем оцінювання на тривимірному стенді

Сценарій	Метод	Середньоквадратична похибка координат, м	Середньоквадратична похибка швидкостей, м/с	Макс. відхилення, м	Кількість зривів	Частота перевищення порога інновації
Номінальний	ЕКФ	17,99	0,284	28,79	0	0,171
Номінальний	ЕКФ + $\Delta x$	4,48	0,326	9,03	0	0,175
Номінальний	РНФК	5,51	0,291	10,69	0	0,171
Інтенсивні маневри	ЕКФ	55,03	4,788	78,49	448	0,685
Інтенсивні маневри	ЕКФ + $\Delta x$	27,55	4,748	47,67	305	0,700
Інтенсивні маневри	РНФК	8,34	2,001	18,05	0	0,182
GNSS-деградація	ЕКФ	22,29	0,284	35,41	139	0,172
GNSS-деградація	ЕКФ + $\Delta x$	6,78	0,328	13,44	0	0,178
GNSS-деградація	РНФК	8,46	0,289	15,67	0	0,174
Комбінована деградація	ЕКФ	40,30	1,655	69,73	380	0,385
Комбінована деградація	ЕКФ + $\Delta x$	22,32	1,660	50,41	156	0,395
Комбінована деградація	РНФК	12,34	1,264	38,65	27	0,148

Таблиця 3

Агрегований абляційний аналіз у деградованих сценаріях тривимірного стенду

Метод	Середня середньоквадратична похибка координат, м	Середня середньоквадратична похибка швидкостей, м/с	Середнє макс. відхилення, м	Середня кількість зривів	Середня частота перевищення порога інновації	Виграш за середньоквадратичною похибкою координат відносно ЕКФ, %	Виграш за середньоквадратичною похибкою координат відносно ЕКФ + $\Delta x$ , %
ЕКФ	39,20	2,242	61,21	322,33	0,414	0,00	-107,62
ЕКФ + $\Delta x$	18,88	2,245	37,17	153,67	0,425	51,84	0,00
РНФК	9,71	1,185	24,12	9,00	0,168	75,22	48,56

Таблиця 4

Обчислювальна вартість трьох основних схем оцінювання на тривимірному стенді

Метод	Кількість параметрів	Середній час кроку, мс	Максимальний час кроку, мс	Платформа
ЕКФ	0	0,1654	0,1676	macOS x86_64 / Python 3.13.7
ЕКФ + $\Delta x$	16	0,2040	0,2118	macOS x86_64 / Python 3.13.7
РНФК	36	0,3545	0,3756	macOS x86_64 / Python 3.13.7

Наведені в таблиці 4 значення відповідають пропускну здатності близько 6,0 кГц для ЕКФ, 4,9 кГц для схеми ЕКФ +  $\Delta x_k^{NN}$  і 2,8 кГц для повного РНФК. Це суттєво перевищує частоти надходження вимірювань у дослідженому стенді, тому навіть повний РНФК не створює обчислювального вузького місця для заданого класу задач.

**Обговорення.** Отримані результати підтверджують, що резидуальна корекція стану й адаптивний контур довіри виконують різні функції. Лише введення резидуальної корекції вже суттєво зменшує координатну похибку порівняно з базовим ЕКФ: середня середньоквадратична похибка координат у деградованих сценаріях зменшилася з 39,20 до 18,88 м, а середня кількість зривів фільтрації – з 322,33 до 153,67. Отже, механізм  $\Delta x_k^{NN}$  справді компенсує систематичні й контекстно залежні похибки базового рекурсивного оцінювача.

Додатковий виграш забезпечує саме адаптивний механізм довіри через  $c_k \rightarrow R_k$ . Повний РНФК знизив середню середньоквадратичну похибку координат до 9,71 м, тобто ще на 48,56 % відносно схеми ЕКФ +  $\Delta x_k^{NN}$ , а середню кількість зривів фільтрації – до 9,00. Найбільша перевага цього механізму проявилася у сценаріях інтенсивних маневрів та комбінованої деградації, де потрібно не лише компенсувати систематичну похибку оцінки стану, а й оперативно змінювати вагу вимірювань залежно від поточної якості каналів.

Динаміка довіри на рисунку 5 підтверджує фізично осмислену поведінку алгоритму. Під час деградації супутникового каналу знижується довіра до супутникових вимірювань, а в комбінованому сценарії відбувається послідовне переналаштування між каналами інерціального вимірювального модуля, магнітометра та оптичної камери. Саме ця інтерпретованість відрізняє повний РНФК від суто резидуальної схеми, де покращення траєкторних метрик ще не означає явного контролю за тим, як саме фільтр реагує на деградацію окремих сенсорів.

Окрема навчена реалізація MLP у дослідженій конфігурації виявилася нестійкою: за середньою середньоквадратичною похибкою координат 175,76 м і середньою кількістю 578,33 зривів фільтрації вона поступилася не лише повному РНФК, а й базовому ЕКФ. Водночас навчальний журнал зафіксував невелике значення функції втрат і масштабовану похибку на тренувальній вибірці, що вказує не на обчислювальну неспроможність моделі, а на недостатню узгодженість між локальною задачею регресії та інтегральною траєкторною стійкістю фільтра. Тому основні порівняльні таблиці слід трактувати як валідацію архітектури та довірчого контуру саме на стабільній евристичній реалізації.

**Перспективи подальших досліджень.** Перспективи розвитку цього наукового напрямку пов'язані з побудовою цілісної проектної лінії від стендової перевірки РНФК до створення практично придатної інтелектуальної підсистеми завадостійкої навігації та наведення високодинамічних апаратів. Насамперед

доцільно забезпечити стійку роботу повної нейромережевої реалізації РНФК, у якій і резидуальна корекція стану, і вектор довіри до сенсорних каналів формуються єдиним навченим модулем, а також узгодити локальну функцію втрат з інтегральною траекторною стійкістю фільтра. Подальший розвиток проєкту передбачає розширення програми експериментів на більшу кількість сценаріїв деградації та незалежних прогонів, перехід до напівнатурних і натурних випробувань, валідацію методу на реальних бортових обчислювальних платформах, інтеграцію РНФК в контури наведення і керування, а також формування єдиної відтворюваної методики оцінювання для перспективних мультисенсорних навігаційних комплексів, стійких до дії засобів радіоелектронної протидії.

**Висновки.** Розроблено резидуальний нейронний фільтр Калмана, який поєднує резидуальну нейромережеву корекцію оцінки стану з адаптивним перерозподілом довіри до сенсорних каналів через матрицю коваріації шуму вимірювань. На спрощеному тривимірному кінематичному стенді підтверджено, що повний РНФК забезпечує найбільший виграш у деградованих сценаріях: середня середньоквадратична похибка координат зменшилася з 39,20 до 9,71 м, а середня кількість зривів фільтрації – з 322,33 до 9,00 порівняно з базовим ЕКФ. Встановлено, що резидуальна корекція стану  $\Delta x_k^{NN}$  і адаптивний механізм довіри виконують різні функції. Перша складова зменшує систематичну похибку оцінювання, тоді як друга забезпечує додаткове підвищення стійкості через перерозподіл ваг вимірювань між сенсорними каналами. Показано, що в номінальному режимі найменшу похибку координат дає схема лише з резидуальною корекцією стану, тоді як у складних деградованих сценаріях перевага переходить до повного РНФК. Це підтверджує доцільність використання адаптивної довіри насамперед у заводових і багатоканально деградованих умовах. Навчений MLP-варіант у дослідженій конфігурації не забезпечив прийнятної стійкості, тому практично підтвердженням результатом цієї роботи слід вважати саме контрольну реалізацію РНФК з інтерпретованим контуром довіри. Одержані результати формують відтворювану експериментальну основу для подальшої перевірки методу на більш реалістичних навігаційних даних.

#### Список використаної літератури:

1. Синтез алгоритмів комплексованої фільтрації вимірювань для систем супутникової навігації безпілотних літальних апаратів / *І.В. Зімчук, Т.М. Шанар, М.В. Ковба, С.І. Мірошніченко* // Технічна інженерія. – 2024. – № 1 (93). – С. 262–271. DOI: 10.26642/ten-2024-1(93)-262-271.
2. *Зімчук І.В.* Параметричний синтез алгоритмів фільтрації для інерціальних навігаційних систем безпілотних літальних апаратів / *І.В. Зімчук, Т.М. Шанар* // Проблеми створення, випробування, застосування та експлуатації складних інформаційних систем. – 2025. – Вип. 28 (I). – С. 37–50. DOI: 10.46972/2076-1546.2025.28.04.
3. *Зімчук І.В.* Алгоритм фільтрації вимірювань акселерометричних датчиків у безплатформених інерціальних системах навігації безпілотних літальних апаратів / *І.В. Зімчук, Т.М. Шанар, М.В. Ковба* // Проблеми створення, випробування, застосування та експлуатації складних інформаційних систем. – 2024. – Вип. 27 (I). – С. 44–55. DOI: 10.46972/2076-1546.2024.27.04.
4. Алгоритм формування набору апіорних даних нейронної мережі для обробки цифрових аерознімків / *С.В. Ковбасюк, Р.М. Осадчук, М.П. Романчук, Л.М. Наумчак* // Проблеми створення, випробування, застосування та експлуатації складних інформаційних систем. – 2022. – Вип. 23. – С. 77–88. DOI: 10.46972/2076-1546.2022.23.06.
5. *Ковбасюк С.В.* Аналіз вимог до навігаційного забезпечення безпілотного авіаційного комплексу під час виконання завдань у несприятливих умовах / *С.В. Ковбасюк, М.О. Українець* // Технічна інженерія. – 2025. – № 2 (96). – С. 90–94. DOI: 10.26642/ten-2025-2(96)-90-94.
6. Аналіз методів автономної навігації БПЛА в умовах відсутності GPS-сигналу / *А.Р. Кравчук, А.Г. Ткачук, О.О. Добржанський та ін.* // Технічна інженерія. – 2025. – № 1 (95). – С. 235–242. DOI: 10.26642/ten-2025-1(95)-235-242.
7. Використання фільтра Калмана для інтеграції даних GPS та IMU в зашумленому середовищі / *С.Б. Артамонов, А.К. Жултинська, Т.І. Залозний та ін.* // Технічна інженерія. – 2024. – № 2 (94). – С. 69–80. DOI: 10.26642/ten-2024-2(94)-69-80.
8. *Гула В.С.* Аналіз сучасного стану сенсорів для інерціальної навігації безпілотних літальних апаратів / *В.С. Гула, В.М. Грига* // Технології та інжиніринг. – 2024. – № 4 (21). – С. 29–47. DOI: 10.30857/2786-5371.2024.4.3.
9. *Музиченко А.* Вибір та реалізація методів навігації для безпілотних літальних апаратів на сучасних комп'ютерних компонентах / *А.Музиченко, Р.Дунанець* // Computer Systems and Networks. – 2024. – Vol. 6, No. 2. – P. 158–170. DOI: 10.23939/csn2024.02.158.
10. *Туряниця М.* Застосування фільтра Калмана для уточнення даних ГНСС-знімання з урахуванням спуфінгу / *М.Туряниця, Б.Четверіков* // Сучасні досягнення геодезичної науки та виробництва. – 2025. – № 1 (49). – С. 61–70 [Електронний ресурс]. – Режим доступу : <https://ena.lpnu.ua/handle/ntb/118523>.
11. *Споршиев К.* Шляхи підвищення стійкості управління безпілотним літальним апаратом у заводовій обстановці / *К.Споршиев, К.Бордунова, І.Білан* // Збірник наукових праць Національної академії Національної гвардії України. – 2025. – Вип. 1 (45). – С. 124–130. DOI: 10.33405/2409-7470/2025/1/45/339292.
12. Multi-Sensor Integrated Navigation/Positioning Systems Using Data Fusion: From Analytics-Based to Learning-Based Approaches / *Y.Zhuang, X.Sun, Y.Li and other* // Information Fusion. – 2023. – Vol. 95. – P. 62–90. DOI: 10.1016/j.inffus.2023.01.025.
13. Sensor Fusion of GNSS and IMU Data for Robust Localization via Smoothed Error State Kalman Filter / *Y.Yin, J.Zhang, M.Guo and other* // Sensors. – 2023. – Vol. 23, № 7. DOI: 10.3390/s23073676.

14. An Improved Adaptive Unscented Kalman Filter With Application in the Deeply Integrated BDS/INS Navigation System / *J.Sun, L.Tao, Z.Niu, B.Zhu* // IEEE Access. – 2020. – Vol. 8. – P. 95321–95332. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2995746.
15. Wang G. An INS/GNSS Integrated Navigation in GNSS Denied Environment Using Recurrent Neural Network / *G.Wang, H.Ma* // Defence Technology. – 2020. – Vol. 16, No. 2. – P. 334–340. DOI: 10.1016/j.dt.2019.04.007.
16. Takayama Y. Novel Process Noise Model for GNSS Kalman Filter Based on Sensitivity Analysis of Covariance with Poor Satellite Geometry / *Y.Takayama, T.Urakubo, H.Tamaki* // Sensors. – 2021. – Vol. 21, № 18. DOI: 10.3390/s21186056.
17. ORB-SLAM3: An Accurate Open-Source Library for Visual, Visual-Inertial, and Multimap SLAM / *C.Campos, R.Elvira, J.J.G. Rodriguez and other* // IEEE Transactions on Robotics. – 2021. – Vol. 37, № 6. – P. 1874–1890. DOI: 10.1109/TRO.2021.3075644.
18. Optimizing Prediction Accuracy in Dynamic Systems Through Neural Network Integration with Kalman and Alpha-Beta Filters / *J.Khan, U.Zaman, E.Lee and other* // PLOS ONE. – 2024. – Vol. 19, № 10. DOI: 10.1371/journal.pone.0311734.
19. Application of IMU/GPS Integrated Navigation System Based on Adaptive Unscented Kalman Filter Algorithm in 3D Positioning of Forest Rescue Personnel / *Z.Pang, Y.Hu, H.Wang and other* // Sensors. – 2024. – Vol. 24, № 13. DOI: 10.3390/s24134411.
20. Xu Z. A Survey: Which Features are Required for Dynamic Visual Simultaneous Localization and Mapping? / *Z.Xu, Z.Rong, Y.Wu* // Visual Computing for Industry, Biomedicine, and Art. – 2021. – Vol. 4. DOI: 10.1186/s42492-021-00086-w.
21. From Pixels to Precision: A Survey of Monocular Visual Odometry in Digital Twin Applications / *M.H. Neyestani, L.Daneshmand, F.Deligiannis, L.De Vleeschouwer* // Sensors. – 2024. – Vol. 24, № 4. DOI: 10.3390/s24041274.
22. Tightly Coupled Fusion of UWB, VIO, and Altitude Sensors for Indoor UAV Localization in Complex Environments / *H.Zhao, X.Hong, S.He and other* // Sensors. – 2025. – Vol. 25, № 24. DOI: 10.3390/s25247673.
23. Романько В.А. Інтеграція нейронного фільтра Калмана в систему наведення високодинамічних апаратів / *В.А. Романько, О.М. Срібний* // Проблеми створення, випробування, застосування та експлуатації складних інформаційних систем. – 2025. – Вип. 29. – С. 125–139. DOI: 10.46972/2076-1546.2025.29.09.
24. Пат. Спосіб адаптивного наведення високодинамічного апарата з використанням резидуального нейронного фільтра Калмана / *В.А. Романько*; заявка на винахід України. – № a202506585. – Перебуває на кваліфікаційній експертизі.

#### References:

1. Zimchuk, I.V., Shapar, T.M., Kovba, M.V. and Miroshnichenko, S.I. (2024), «Syntez alhorytmiv kompleksovanoi filtratsii vymiriuvan dla system sputnykovoi navihatsii bezpilotnykh litalnykh aparativ», *Tekhnichna inzheneriia*, No. 1 (93), pp. 262–271, doi: 10.26642/ten-2024-1(93)-262-271.
2. Zimchuk, I.V. and Shapar, T.M. (2025), «Parametrychnyi syntez alhorytmiv filtratsii dla inertsiialnykh navihatsiinykh system bezpilotnykh litalnykh aparativ», *Problemy stvorennia, vyprobuvannia, zastosuvannia ta ekspluatatsii skladnykh informatsiinykh system*, Issue 28 (I), pp. 37–50, doi: 10.46972/2076-1546.2025.28.04.
3. Zimchuk, I.V., Shapar, T.M. and Kovba, M.V. (2024), «Alhorytm filtratsii vymiriuvan akselerometrychnykh datchykyv u bezplatformenykh inertsiialnykh sistemakh navihatsii bezpilotnykh litalnykh aparativ», *Problemy stvorennia, vyprobuvannia, zastosuvannia ta ekspluatatsii skladnykh informatsiinykh system*, Issue 27 (I), pp. 44–55, doi: 10.46972/2076-1546.2024.27.04.
4. Kovbasiuk, S.V., Osadchuk, R.M., Romanchuk, M.P. and Naumchak, L.M. (2022), «Alhorytm formuvannia naboru apriornykh danykh neironnoi merezhi dla obrobky tsyfrovyykh aeroznmiv», *Problemy stvorennia, vyprobuvannia, zastosuvannia ta ekspluatatsii skladnykh informatsiinykh system*, Issue 23, pp. 77–88, doi: 10.46972/2076-1546.2022.23.06.
5. Kovbasiuk, S.V. and Ukrainets, M.O. (2025), «Analiz vymoh do navihatsiinoho zabezpechennia bezpilotnoho aviatsiinoho kompleksu pid chas vykonannia zavdan u nespriyatlyvykh umovakh», *Tekhnichna inzheneriia*, No. 2 (96), pp. 90–94, doi: 10.26642/ten-2025-2(96)-90-94.
6. Kravchuk, A.R., Tkachuk, A.H., Dobrzhanskyi, O.O. et al. (2025), «Analiz metodiv avtonomnoi navihatsii BPLA v umovakh vidsutnosti GPS-syhnalu», *Tekhnichna inzheneriia*, No. 1 (95), pp. 235–242, doi: 10.26642/ten-2025-1(95)-235-242.
7. Artamonov, Ye.B., Zhultynska, A.K., Zaloznyi, T.I. et al. (2024), «Vykorystannia filtra Kalmana dla intehratsii danykh GPS ta IMU v zashumlenomu seredovyshchi», *Tekhnichna inzheneriia*, No. 2 (94), pp. 69–80, doi: 10.26642/ten-2024-2(94)-69-80.
8. Hula, V.S. and Hryha, V.M. (2024), «Analiz suchasnoho stanu sensoriv dla inertsiialnoi navihatsii bezpilotnykh litalnykh aparativ», *Tekhnolohii ta inzhynirynh*, No. 4 (21), pp. 29–47, doi: 10.30857/2786-5371.2024.4.3.
9. Muzychenko, A. and Dunanets, R. (2024), «Vybir ta realizatsiia metodiv navihatsii dla bezpilotnykh litalnykh aparativ na suchasnykh kompiuternykh komponentakh», *Computer Systems and Networks*, Vol. 6, No. 2, pp. 158–170, doi: 10.23939/csn2024.02.158.
10. Turianytsia, M. and Chetverikov, B. (2025), «Zastosuvannia filtra Kalmana dla utochnennia danykh HNSS-znimannia z urakhuvanniam spufinhu», *Suchasni dosiahnennia heodezychnoi nauky ta vyrobnytstva*, No. 1 (49), pp. 61–70, [Online], available at: <https://ena.lpnu.ua/handle/ntb/118523>
11. Sporyshev, K., Bordunova, K. and Bilan, I. (2025), «Shliakhy pidvyshchennia stiikosti upravlinnia bezpilotnym litalnym aparatom u zavadovii obstanovtsi», *Zbirnyk naukovykh prats Natsionalnoi akademii Natsionalnoi hvardii Ukrainy*, Issue 1 (45), pp. 124–130, doi: 10.33405/2409-7470/2025/1/45/339292.
12. Zhuang, Y., Sun, X., Li, Y. et al. (2023), «Multi-Sensor Integrated Navigation/Positioning Systems Using Data Fusion: From Analytics-Based to Learning-Based Approaches», *Information Fusion*, Vol. 95, pp. 62–90, doi: 10.1016/j.inffus.2023.01.025.

13. Yin, Y., Zhang, J., Guo, M. et al. (2023), «Sensor Fusion of GNSS and IMU Data for Robust Localization via Smoothed Error State Kalman Filter», *Sensors*, Vol. 23, No. 7, doi: 10.3390/s23073676.
14. Sun, J., Tao, L., Niu, Z. and Zhu, B. (2020), «An Improved Adaptive Unscented Kalman Filter With Application in the Deeply Integrated BDS/INS Navigation System», *IEEE Access*, Vol. 8, pp. 95321–95332, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2995746.
15. Wang, G. and Ma, H. (2020), «An INS/GNSS Integrated Navigation in GNSS Denied Environment Using Recurrent Neural Network», *Defence Technology*, Vol. 16, No. 2, pp. 334–340, doi: 10.1016/j.dt.2019.04.007.
16. Takayama, Y., Urakubo, T. and Tamaki, H. (2021), «Novel Process Noise Model for GNSS Kalman Filter Based on Sensitivity Analysis of Covariance with Poor Satellite Geometry», *Sensors*, Vol. 21, No. 18, doi: 10.3390/s21186056.
17. Campos, C., Elvira, R., Rodriguez, J.J.G. et al. (2021), «ORB-SLAM3: An Accurate Open-Source Library for Visual, Visual-Inertial, and Multimap SLAM», *IEEE Transactions on Robotics*, Vol. 37, No. 6, pp. 1874–1890, doi: 10.1109/TRO.2021.3075644.
18. Khan, J., Zaman, U., Lee, E. et al. (2024), «Optimizing Prediction Accuracy in Dynamic Systems Through Neural Network Integration with Kalman and Alpha-Beta Filters», *PLOS ONE*, Vol. 19, No. 10, doi: 10.1371/journal.pone.0311734.
19. Pang, Z., Hu, Y., Wang, H. et al. (2024), «Application of IMU/GPS Integrated Navigation System Based on Adaptive Unscented Kalman Filter Algorithm in 3D Positioning of Forest Rescue Personnel», *Sensors*, Vol. 24, No. 13, doi: 10.3390/s24134411.
20. Xu, Z., Rong, Z. and Wu, Y. (2021), «A Survey: Which features are Required for Dynamic Visual Simultaneous Localization and Mapping?», *Visual Computing for Industry, Biomedicine, and Art*, Vol. 4, doi: 10.1186/s42492-021-00086-w.
21. Neyestani, M.H., Daneshmand, L., Deligiannis, F. and De Vleeschouwer, L. (2024), «From Pixels to Precision: A Survey of Monocular Visual Odometry in Digital Twin Applications», *Sensors*, Vol. 24, No. 4, doi: 10.3390/s24041274.
22. Zhao, H., Hong, X., He, S. et al. (2025), «Tightly Coupled Fusion of UWB, VIO, and Altitude Sensors for Indoor UAV Localization in Complex Environments», *Sensors*, Vol. 25, No. 24, doi: 10.3390/s25247673.
23. Romanko V.A. and Sribnyi, O.M. (2025), «Intehratsiia neironnoho filtra Kalmana v systemu navedennia vysokodynamichnykh aparativ», *Problemy stvorennia, vyprovuvannia, zastosuvannia ta ekspluatatsii skladnykh informatsiinykh system*, Issue 29, pp. 125–139, doi: 10.46972/2076-1546.2025.29.09.
24. Romanko, V.A., *Pat. Sposib adaptivnoho navedennia vysokodynamichnoho aparata z vykorystanniam rezydualnoho neironnoho filtra Kalmana*, zaiavka na vynakhid Ukrainy, No. a202506585, Perebuvaie na kvalifikatsiinii ekspertyzi.

**Романько** Вадим Анатолійович – доцент кафедри інформаційних технологій та кібербезпеки Житомирського військового інституту імені С.П. Корольова.

<https://orcid.org/0009-0008-5749-284X>.

Наукові інтереси:

- технології розробки ПЗ;
- вебтехнології;
- штучні нейронні мережі;
- системи наведення та керування;
- завадостійкі навігаційні системи.

**Жовноватюк** Руслан Михайлович – кандидат технічних наук, старший науковий співробітник Житомирського військового інституту імені С.П. Корольова.

<https://orcid.org/0000-0002-5765-8298>.

Наукові інтереси:

- методи IP-геолокації на основі аналізу мережових затримок та топології мереж.

**Romanko V.A., Zhovnovatiuk R.M.**

#### **Residual neural Kalman filter for improving UAV navigation robustness**

The paper solves the problem of improving unmanned aerial vehicle navigation under electronic warfare conditions, sensor-channel degradations, and non-Gaussian disturbances. A residual neural Kalman filter is proposed in which a neural network module produces a residual state correction together with an interpretable sensor-trust vector for adaptive tuning of the measurement-noise covariance matrix. The experimental study was carried out on a simplified three-dimensional kinematic testbed with an inertial measurement unit, a satellite-navigation channel, a magnetometer, and a camera for nominal flight, aggressive maneuvers, satellite-channel degradation, and combined sensor degradation scenarios. The results show that the full residual neural Kalman filter provides the largest gain in degraded scenarios: the mean coordinate root mean square error decreased from 39.20 m to 9.71 m and the mean number of filter-loss events decreased from 322.33 to 9.00 compared with the baseline extended Kalman filter. In the nominal scenario, however, the smallest coordinate error was achieved by the scheme with residual state correction only, which indicates that the adaptive trust mechanism is most beneficial under severe disturbance conditions. The practical value of the work lies in providing a reproducible experimental basis and quantitative evidence for the effectiveness of interpretable trust redistribution between sensor channels.

**Keywords:** Kalman filter; residual neural Kalman filter; robust navigation; sensor fusion; Inertial Measurement Unit; Global Navigation Satellite System; Magnetometer; Camera; electronic warfare; unmanned aerial vehicle.

Стаття надійшла до редакції 08.01.2026.