

DOI: 10.46972/2076-1546.2026.30.01

УДК 623.7

**М. О. Гуменюк**, канд. техн. наук, доц.

Житомирський військовий інститут імені С. П. Корольова

<https://orcid.org/0000-0001-6022-3052>

**С. П. Оверчук**

Житомирський військовий інститут імені С. П. Корольова

<https://orcid.org/0009-0009-0161-8076>

**А. О. Ткач**

Житомирський військовий інститут імені С. П. Корольова

<https://orcid.org/0000-0002-7983-2285>

## **АНАЛІЗ ШЛЯХІВ ПІДВИЩЕННЯ ТОЧНОСТІ ОБРОБЛЕННЯ НАВІГАЦІЙНОЇ ІНФОРМАЦІЇ В БОРТОВИХ ПІДСИСТЕМАХ БЕЗПЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ І КЛАСУ В УМОВАХ РАДІОЕЛЕКТРОННОГО ПОДАВЛЕННЯ**

*У статті розглянуто сучасні підходи до підвищення точності навігаційної інформації в безпілотних літальних апаратах I класу, що працюють в умовах радіоелектронного подавлення. Показано, що точність навігації є критичною для виконання розвідувальних і тактичних завдань, а вплив засобів радіоелектронного подавлення призводить до деградації сигналів GNSS і швидкого накопичення похибок у наявних мікроелектромеханічних датчиках інерціально-навігаційної системи. Охарактеризовано основні джерела похибок у навігаційних підсистемах, зокрема стохастичні шуми, систематичні дрейфи й нестационарні збурення, які значно посилюються в разі втрати супутникової корекції.*

*Проаналізовано ключові групи методів навігаційної фільтрації: фільтр Калмана та його модифікації, робастні підходи для зменшення впливу аномальних вимірювань, адаптивні методи для підлаштування до змін характеристик шумів та багатомодельні алгоритми IMM, що дозволяють адаптивно перемикатися між режимами роботи. Розглянуто також механізми виявлення недостовірних GNSS-вимірювань на основі  $\chi^2$ -критерію та підходи до прогнозування впливу атмосферних збурень за допомогою ARIMA-моделей.*

*Окрему увагу приділено нелінійним часовим моделям NAR і NARX, які демонструють значно вищу здатність відтворювати складну динаміку похибок інерціально-навігаційної системи та нестационарні зовнішні впливи порівняно з лінійними методами. Підкреслено, що ці моделі мають потенціал для суттєвого підвищення точності навігаційних розв'язків у режимах деградації чи повної відсутності GNSS. Водночас їх ефективне впровадження потребує подальших досліджень, спрямованих на оптимізацію архітектури нейронних мереж, зменшення обчислювальних витрат і забезпечення стабільності прогнозування в реальному часі. Саме розвиток NAR/NARX-моделей*

© М. О. Гуменюк, С. П. Оверчук, А. О. Ткач, 2026

*є перспективним напрямом, який може стати ключовим компонентом майбутніх навігаційних систем безпілотних літальних апаратів I класу.*

**Ключові слова:** *безпілотний літальний апарат; інерціальна навігація; точність; радіоелектронне подавлення; фільтр Калмана; робастні методи; адаптивна фільтрація; IMM; ARIMA; NAR / NARX.*

**Постановка проблеми в загальному вигляді.** Сучасні воєнні конфлікти підтвердили ключову роль безпілотних літальних апаратів (БПЛА) як інструментів тактичної та оперативної розвідки, спостереження й наведення озброєння. Успішність застосування розвідувальних БПЛА I класу значною мірою визначається стійкістю їхніх навігаційних систем. Навігаційний комплекс виконує завдання визначення координат, швидкості, курсу та висоти польоту апарата в реальному масштабі часу. Похибки навігації безпосередньо впливають на здатність БПЛА виконати бойове завдання в умовах радіоелектронного подавлення (РЕП), можливість точного цілевказання та збереження самого апарата.

Сучасна практика бойових дій показує, що РЕП стало одним із ключових методів протидії застосуванню БПЛА. Противник вибудовує багаторівневу систему радіоелектронної боротьби (РЕБ), яка охоплює передній край та тактичну глибину, створюючи умови, за яких вони втрачають здатність до точного позиціонування. Сьогодні стандартним рішенням для БПЛА I класу є використання інтегрованих навігаційних систем, які поєднують інерціальну й супутникову навігацію. Особливістю БПЛА I класу (злітна маса  $\leq 15$  кг) є жорсткі обмеження за масогабаритними характеристиками та енергоспоживанням, що не дозволяє використовувати дорогі й важкі високоточні інерціальні навігаційні системи (ІНС) (FOG, RLG), тому основою їх навігаційних комплексів є безплатформні ІНС на базі MEMS-сенсорів (акселерометрів, гіроскопів, магнітометрів, датчиків тиску), які компактні та енергоефективні, але не вирізняються високою точністю. ІНС працюють автономно, проте їхні похибки зростають із часом, тоді як супутникові навігаційні системи (СНС) забезпечують високу точність, але вразливі до дії засобів РЕП.

Отже, визначення раціонального складу елементної бази й обчислювальних алгоритмів для підвищення точності автономної навігації БПЛА є важливим науково-практичним завданням, що не має однозначного розв'язання.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Проблематика підвищення точності навігаційної інформації в бортових підсистемах БПЛА I класу в умовах РЕП є предметом активних наукових досліджень. Вона охоплює широкий спектр підходів: від класичних методів оцінювання стану до сучасних нелінійних моделей прогнозування.

Методи фільтрації Калмана та їхні модифікації (EKF, UKF) вже давно визнано як один із найефективніших інструментів для інтеграції даних GPS та інерціальної вимірювальної системи (IMU) в навігаційні системи, які ґрунтовно описані в роботах [1–4]. Ці дослідження заклали фундамент інтеграції даних інерціальних вимірювальних блоків і GNSS-приймачів, проте підкреслили обмеженість класичного підходу в умовах негаусових завад, наявності викидів та швидкої зміни статистики шумів.

Для подолання цих недоліків активно розвивається напрям робастної фільтрації. Теоретичні основи  $M$ -оцінювачів були сформульовані в роботах Хубера [5] та Хампела

[6], а сучасні дослідження [7] показали ефективність їхнього застосування в задачах навігаційної обробки. Зокрема, робастизація інновацій у фільтрі Калмана за допомогою функцій Хубера або Хампела забезпечує суттєве підвищення стійкості до імпульсних завад і спотворених вимірювань, характерних для РЕП. Водночас наголошується на необхідності оптимального вибору параметрів робастних функцій, оскільки надмірне «обрізання» похибок може призвести до втрати точності в нормальних умовах.

Іншим напрямом, що отримав значний розвиток, є адаптивна фільтрація. Методи інноваційно-коваріаційної оцінки (IAE) та алгоритми Sage – Husa дозволяють у реальному часі коригувати матриці коваріацій шумів [8, 9], що підвищує стійкість навігаційної системи в умовах змінної інтенсивності завад. Сучасні роботи демонструють ефективність таких підходів у випадках поступової деградації сигналів GNSS. Разом із тим вказано на певні обмеження: адаптивні алгоритми характеризуються інерційністю, що знижує їхню ефективність у разі різких змін умов середовища.

Значна кількість досліджень зосереджена на застосуванні багатомодельних алгоритмів (IMM), які забезпечують можливість одночасного розгляду кількох сценаріїв роботи навігаційної системи [10]. Наприклад, у роботі [11] доведено, що застосування IMM дозволяє плавно переходити між такими режимами: «GNSS у нормі», «GNSS деградував» та «GNSS відсутній». Це істотно підвищує стійкість навігаційної системи в умовах РЕП, хоча супроводжується збільшенням обчислювальної складності та необхідністю правильного налаштування матриці ймовірностей переходів.

Важливу роль у забезпеченні достовірності даних відіграють методи моніторингу та антиспуфінгу. Класичним підходом є використання критерію узгодженості Пірсона ( $\chi^2$ -критерій) для інновацій, які передбачають аналіз залишків та виявлення несправних супутників [12]. Додатково в [13] вказано на ефективність поєднання цих підходів із крос-перевіркою даних інерціальної системи та датчиків повітряної швидкості. Водночас проблема налаштування порогів для  $\chi^2$ -тестів і зниження частоти хибних спрацьовувань у складних умовах залишається відкритою.

Окрему групу досліджень становлять роботи з моделювання атмосферних збурень із використанням традиційних ARIMA-моделей [14], які можуть бути базовим інструментом для короткострокового прогнозу вітру. Водночас їхня лінійність не дозволяє повною мірою описати турбулентні процеси.

Окремий напрям становлять дослідження, у яких класичний фільтр Калмана поєднують із нейронними мережами. У працях [15–17] запропоновано різні варіанти Deep Kalman Filters, нейромережеву апроксимацію нелінійної динаміки, а також гібридні схеми, де нейромережеві модулі коригують параметри фільтра Калмана.

У роботах [18–20] описані можливості застосування нелінійних часових моделей NAR / NARX для моделювання та прогнозування нелінійних процесів у реальному часі, а також розроблені ефективні підходи до використання нелінійних авторегресій у технічних застосуваннях.

Отже, аналіз наукових публікацій свідчить, що жоден із методів не може забезпечити універсального розв'язання проблеми підвищення точності навігаційної інформації БпЛА I класу в умовах РЕП.

**Формулювання завдання дослідження.** Метою статті є аналіз сучасних підходів до підвищення точності оброблення навігаційної інформації в бортових підсистемах БпЛА, результати якого слугуватимуть науково-методичною основою для подальшого вдосконалення алгоритмів оброблення навігаційної інформації в бортових підсистемах БпЛА I класу літакового типу для підвищення точності їх позиціонування в умовах РЕП та подальшої модернізації безпілотних авіаційних комплексів (БпАК) як зразків озброєння для потреб оборони.

**Виклад основного матеріалу.** Якість навігаційної інформації в БпЛА безпосередньо визначається характеристиками сенсорів, що входять до складу бортового навігаційного комплексу, та умовами їхньої експлуатації. Для БпЛА I класу типовим є поєднання ІМУ, приймача GNSS, барометричного альтиметра, датчика повітряної швидкості та магнітометра. Кожен із цих елементів має власні особливості похибок, які по-різному проявляються у звичайних умовах та в разі активного РЕП.

ІМУ на основі MEMS-технологій вирізняються малими масогабаритними характеристиками та низьким енергоспоживанням, що робить їх основним вибором для БпЛА I класу. Проте такі сенсори характеризуються підвищеними шумами та дрейфами: випадкові збурення в показах гіроскопів накопичуються у вигляді похибки курсу, а неточності акселерометрів призводять до зростання помилки у швидкості та положенні. У стабільних умовах ці похибки можуть компенсуватися завдяки GNSS, проте в разі його втрати інерціальна система починає швидко деградувати.

Отже, джерела похибок у навігаційних системах БпЛА можна поділити на три групи:

- 1) стохастичні шуми – випадкові коливання вимірювань (характерні для ІМУ);
- 2) систематичні похибки – дрейфи та зміщення (ІМУ, барометр, магнітометр);
- 3) нестационарні збурення – викиди та підробки сигналів під впливом РЕП (GNSS, магнітометр, приймач повітряного тиску).

Модель похибок ІНС БпЛА може бути лінеаризована та подана у вигляді лінійної динамічної системи, що дозволяє застосовувати розширений фільтр Калмана ЕКФ (Extended Kalman Filter) для корекції її похибок, який здатний оптимально поєднувати результати прогнозу, отримані за математичною моделлю руху, із наявними вимірюваннями сенсорів, мінімізуючи середньоквадратичну похибку оцінювання стану.

З урахуванням вимог до точності та обчислювальної складності використовується 15-вимірний вектор стану похибок, який включає помилки орієнтації, швидкості, положення, а також систематичні зміщення інерціальних датчиків:

$$X_k = [\psi_E, \psi_N, \psi_U, \delta V_E, \delta V_N, \delta V_U, \delta L, \delta \lambda, \delta h, \nabla b_x, \nabla b_y, \nabla b_z, \varepsilon b_x, \varepsilon b_y, \varepsilon b_z]^T,$$

де  $\psi_E, \psi_N, \psi_U$  – помилки орієнтації;

$\delta V_E, \delta V_N, \delta V_U$  – похибки складових швидкості;

$\delta L, \delta \lambda, \delta h$  – похибки координат (широта, довгота, висота);

$\nabla b_x, \nabla b_y, \nabla b_z$  – зміщення акселерометрів;

$\varepsilon b_x, \varepsilon b_y, \varepsilon b_z$  – зміщення гіроскопів.

У дискретному часі лінеаризована модель похибок записується в стандартному вигляді:

$$\begin{cases} X_{k+1} = F_k X_k + G_k w_k, \\ z_k = H_k X_k + v_k \end{cases},$$

де  $F_k$  – матриця переходу стану (залежить від поточного режиму руху, орієнтації, швидкості);

$G_k$  – матриця розподілу системного шуму;

$H_k$  – матриця спостережень;

$w_k$  – процесні шуми (невраховані збурення, шум ІМУ);

$v_k$  – шум вимірювань (GNSS / баро / магнітометр тощо).

В ІНС БпЛА формування оцінок швидкості  $V_{INS}$  та положення  $P_{INS}$  здійснюється шляхом чисельного інтегрування вимірювань питомих сил і кутових швидкостей, отриманих з інерціального вимірювального модуля, з урахуванням орієнтації апарата в навігаційній системі координат. Фільтр Калмана використовується для оцінювання похибок швидкості  $\delta V$  та положення  $\delta P = [\delta L, \delta \lambda, \delta h]^T$ , які визначаються на основі різниці між вимірюваннями GNSS та значеннями, обчисленими ІНС:

$$\delta P(t) = P_{GNSS}(t) - P_{INS}(t),$$

$$\delta V(t) = V_{GNSS}(t) - V_{INS}(t).$$

Тоді вектор спостережень можна подати в такому вигляді:

$$z_k = \begin{bmatrix} \delta P \\ \delta V \end{bmatrix}.$$

Після оцінювання стану  $\hat{X}_{k|k}$  корекція навігаційного розв'язку виконується за принципом «INS мінус оцінена похибка»:

$$\begin{cases} V_{corr} = V_{INS} - \delta \hat{V} \\ P_{corr} = P_{INS} - \delta \hat{P} \\ \psi_{corr} = \psi_{INS} - \delta \hat{\psi} \end{cases}.$$

У науковій літературі [1, 2] зазначається, що фільтр Калмана є оптимальним у разі виконання двох припущень: усі шуми моделі й вимірювань мають гаусівський розподіл, коваріаційні матриці  $Q$  та  $R$  відомі та правильно задані. На практиці ці умови рідко виконуються повністю, особливо за РЕП, де шуми є негаусовими, а характеристики сигналів змінюються в часі. Саме тому класичний фільтр Калмана часто слугує лише відправною точкою для розроблення модифікацій розширених (EKF), безтрасових (UKF), робастних та адаптивних варіантів.

Одним із найбільш суттєвих недоліків класичного фільтра Калмана є його чутливість до аномальних вимірювань, що виникають унаслідок сильних завад чи навмисного спотворення сигналів GNSS. У таких випадках алгоритм, який вважає вимірювання «правдивими», може суттєво змістити оцінку стану, що призводить до втрати точності

й навіть до зриву роботи навігаційної підсистеми. Для усунення цього недоліку розроблено робастні методи, які обмежують вплив нетипових даних і забезпечують стійкість оцінювання. Їхня ключова ідея полягає в тому, щоб застосовувати спеціальні функції втрат, які реагують на похибки вимірювань по-різному, залежно від їхнього розміру. Для малих відхилень функція поводить себе як класична квадратична похибка (забезпечуючи високу точність), але для великих відхилень зростання обмежується, завдяки чому зменшується вплив аномалій на результат оцінювання.

Функція Хубера є однією з найпоширеніших у цій сфері [4], вона має такий вигляд:

$$p(r) = \begin{cases} \frac{1}{2}r^2, & |r| \leq \delta; \\ \delta\left(|r| - \frac{1}{2}\delta\right), & |r| \geq \delta, \end{cases}$$

де  $r$  – залишок (інновація) між вимірюванням і прогнозом;

$\delta$  – порогове значення, яке визначає межу між нормальними та аномальними відхиленнями.

Застосування функції Хубера у фільтрі Калмана означає, що невеликі інновації обробляються так, як у класичному алгоритмі, а великі отримують знижену вагу. Відповідно, короткочасні імпульсні завади не призводять до катастрофічних стрибків у навігаційному розв'язку.

У публікації [21] описано також інші робастні функції, зокрема функцію Тюкі, яка повністю «обрізає» надмірно великі відхилення, фактично ігноруючи їх у процесі оцінювання. Цей підхід ще більше підвищує стійкість до викидів, але водночас може спричинити втрату корисної інформації, якщо аномальне значення не є помилковим, а відображає реальну зміну динаміки.

Отже, робастні методи є важливим доповненням до класичного фільтра Калмана. Вони не усувають усіх проблем навігації в умовах РЕП, але суттєво підвищують стійкість і надійність оцінювання, роблячи систему менш вразливою до аномальних сигналів.

Класичний фільтр Калмана передбачає, що статистичні характеристики шумів процесу та вимірювань (коваріаційні матриці  $Q$  та  $R$ ) є відомими й не змінними в часі. Проте в реальних умовах польоту, особливо в разі дії засобів РЕП, ці припущення часто не виконуються. Інтенсивність завад, рівень шумів сенсорів і навіть властивості динамічної моделі можуть змінюватися залежно від висоти, швидкості, температури або електромагнітної обстановки. У таких умовах використання фіксованих параметрів  $Q$  та  $R$  призводить до зниження точності та стійкості алгоритму.

Саме тому в останні десятиліття значного розвитку набули адаптивні методи фільтрації, які дозволяють динамічно підлаштовувати параметри фільтра Калмана залежно від поточного стану системи та середовища. Найбільш поширеним є оновлення матриці коваріацій шумів вимірювань  $R$ , яке базується на аналізі послідовності інновацій [6, 7].

Розглянемо приклад формули для адаптації матриці шуму вимірювань  $R_k$ :

$$R_k = \alpha R_{k-1} + (1 - \alpha)(z_k - \hat{z}_k)(z_k - \hat{z}_k)^T,$$

де  $R_k$  – поточна оцінка коваріаційної матриці шуму вимірювань;

$R_{k-1}$  – попередня оцінка;

$z_k$  – вектор поточних вимірювань;

$\hat{z}_k$  – прогнозне значення вимірювань (отримане з моделі стану);

$\alpha \in [0, 1]$  – коефіцієнт згладжування.

Ця формула – експоненційно-зважене оновлення коваріації вимірювального шуму, яке дозволяє фільтру Калмана пристосовуватися до зміни рівня завад у реальному часі.

Якщо вимірювання стабільні, то  $R_k$  залишається майже сталим.

Коли з'являються сильні відхилення або імпульсні шуми, тоді  $(z_k - \hat{z}_k)(z_k - \hat{z}_k)^T$  зростає і фільтр зменшує довіру до вимірювань.

У [6, 7] описано кілька підходів до адаптації:

алгоритм Sage – Husa – спільна адаптація  $Q$  та  $R$  із урахуванням змін у динаміці системи;

гібридні методи – поєднання адаптації з робастними функціями, що дозволяє враховувати як плавні зміни шумів, так і поодинокі викиди.

Останні дослідження свідчать, що найефективніше адаптивні алгоритми проявляють себе у випадках поступової деградації сигналів GNSS, коли рівень шуму зростає повільно. У таких умовах адаптація дозволяє зменшити вагу ненадійних вимірювань і запобігти різкому погіршенню точності. Натомість у разі короткочасних імпульсних завад більш ефективними є робастні методи. Саме тому в сучасних навігаційних архітектурах для БПЛА адаптивна фільтрація застосовується в поєднанні з іншими підходами.

Отже, адаптивні методи є важливим доповненням до класичного фільтра Калмана. Вони забезпечують здатність системи адаптовуватися до мінливих умов та підтримувати прийнятну якість навігаційної інформації навіть за активного РЕП.

У складних динамічних системах використання єдиної моделі руху у фільтрі Калмана не завжди забезпечує належну точність і стійкість оцінювання стану. Для розв'язання цієї проблеми застосовуються багатомодельні алгоритми, які дозволяють одночасно враховувати кілька моделей динаміки та здійснювати адаптивний вибір найвідповіднішої. Найбільш ефективним серед них є алгоритм взаємодіючих моделей (Interacting Multiple Model – IMM).

Основна ідея алгоритму полягає в тому, що система може перебувати в одному з кількох можливих режимів руху, кожен із яких описується власною математичною моделлю (з різними матрицями  $Q$ ,  $R$ ). На усіх кроках часу для кожної моделі працює окремий фільтр Калмана або його розширена версія (ЕКФ, UKF, робастний фільтр тощо).

Щоразу перед оновленням відбувається змішування станів між моделями, після чого обчислюються ймовірності кожної моделі на основі інновацій та їхньої статистики. Отримані результати усіх фільтрів комбінуються за зваженим правилом:

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^M \mu_i(k) \hat{x}_i(k),$$

де  $\mu_i(k)$  – поточна ймовірність  $i$ -ї моделі;

$\hat{x}_i(k)$  – оцінка стану  $i$ -ї моделі.

У наукових публікаціях [22, 23] зауважено, що IMM є ефективним компромісом між точністю та обчислювальною складністю. На відміну від спроб використання єдиної універсальної моделі, цей підхід дозволяє більш адекватно відображати різні режими роботи сенсорів і зовнішнього середовища.

Отже, IMM можна розглядати як один із ключових інструментів підвищення точності та стійкості навігаційної інформації в умовах РЕП.

Забезпечення достовірності навігаційної інформації є не менш важливим завданням, ніж підвищення її точності. Умови РЕП супроводжуються не лише зростанням шумів, але й можливістю навмисного спотворення сигналів GNSS (спуфінгу). Такі атаки особливо небезпечні, оскільки здатні вводити систематичні помилки без очевидних ознак деградації. Відповідно, сучасні навігаційні системи повинні мати механізми моніторингу аномалій та антиспуфінгу, які дозволяють виявляти й відсівати недостовірні вимірювання.

Найбільш поширеним інструментом перевірки достовірності є аналіз інновацій фільтра Калмана з використанням критерію узгодженості Пірсона ( $\chi^2$ -критерій). Якщо система працює коректно, статистика інновацій відповідає заданим коваріаціям. Відхилення від цього є сигналом про появу аномальних вимірювань. Класична формула для статистики інновацій ( $T$ ), використана у фільтрі Калмана, має такий вигляд:

$$T = (z_k - H\hat{x}_{k|k-1})^T S_k^{-1} (z_k - H\hat{x}_{k|k-1}),$$

де  $z_k$  – вектор вимірювань на кроці  $k$ ;

$\hat{x}_{k|k-1}$  – прогноз стану системи, отриманий із моделі (апріорна оцінка);

$H$  – матриця спостереження, яка пов'язує стан системи з вимірюваними параметрами;

$S_k$  – коваріаційна матриця інновацій, що описує статистику різниці між прогнозом і реальними вимірюваннями.

Значення  $T$  показує, наскільки отримане вимірювання узгоджується з прогнозом фільтра. Якщо воно перевищує певний поріг, то вимірювання вважається сумнівним. Такий підхід широко використовують у практичних реалізаціях, зокрема в системах PX4 Autopilot, що забезпечує своєчасне відсікання грубих похибок [2, 9].

Моніторинг аномалій та антиспуфінг слід розглядати як невід'ємний рівень інтегрованої архітектури навігаційного оброблення. Якщо робастні й адаптивні алгоритми знижують вплив завад, а IMM забезпечує гнучкість у режимах роботи, то саме механізми моніторингу гарантують достовірність даних, запобігаючи критичним відмовам.

Одним із найбільш суттєвих зовнішніх факторів, які впливають на точність навігації БПЛА, є атмосферні збурення, передусім вітер. Його дія проявляється у вигляді зсувів траєкторії, похибок у визначенні швидкості та курсу, а також у зростанні похибок інерціальної системи, коли GNSS недоступний. Для компенсації цих ефектів у навігаційні алгоритми інтегрують моделі прогнозування вітрових впливів, які дозволяють покращити оцінювання стану та стабілізувати траєкторію польоту.

Найбільш поширеним інструментом у цій сфері є ARIMA-моделі (Autoregressive Integrated Moving Average), які застосовують для короткострокового прогнозування

часових рядів [14]. Їхня популярність пояснюється відносною простотою, надійністю та достатньою точністю для опису лінійних процесів.

Загальна формула ARIMA має такий вигляд:

$$w_t = w_{t-1} + \phi_1(w_{t-1} - w_{t-2}) + \varepsilon_t + \theta_1\varepsilon_{t-1},$$

де  $w_t$  – прогнозоване значення (наприклад, швидкість вітру);

$\phi_1$  – коефіцієнт авторегресії;

$\varepsilon_t$  – поточний шум (випадковий вплив);

$\theta_t$  – коефіцієнт ковзного середнього.

Якщо  $\theta_1 > 0$ , то попередні похибки (шум) частково додаються до поточного прогнозу.

Якщо  $\theta_1 < 0$  – фільтр гасить вплив попередніх шумів.

У контексті навігаційних систем БПЛА ARIMA використовують для прогнозу короткострокових змін вітрового потоку на основі попередніх вимірювань. Це дозволяє компенсувати вплив вітру на траєкторію навіть у разі відсутності GNSS-корекції.

Попри значну поширеність ARIMA-моделей у задачах прогнозування, їхня лінійна природа не дозволяє повною мірою описувати складні атмосферні процеси, зокрема турбулентність та раптові пориви вітру. Одним із напрямів подолання цих обмежень є поєднання нейронних мереж із класичними алгоритмами оцінювання стану, зокрема фільтром Калмана, що дозволяє підвищити точність навігації в умовах нелінійності та невизначеності середовища [15–17].

Водночас для опису нелінійних динамічних процесів широко застосовуються спеціалізовані часові нейронні моделі, серед яких особливе місце займають NAR (Nonlinear Autoregressive) та NARX (Nonlinear Autoregressive with Exogenous Inputs) [18–20].

NARX – це рекурентна динамічна нейронна мережа. Вона має зворотні зв'язки, які охоплюють кілька її шарів. Як видно на рис. 1, є дві різні архітектури моделі нейронної мережі NARX: серійно-паралельна (із розімкненим контуром) і паралельна (із замкненим контуром), які задаються рівняннями (1) і (2) відповідно:

$$\hat{y}(t+1) = F\left(y(t), y(t-1), \dots, y(t-n_y), x(t), x(t-1), x(t-2), \dots, x(t-n_x)\right), \quad (1)$$

$$\hat{y}(t+1) = F\left(\hat{y}(t), \hat{y}(t-1), \dots, \hat{y}(t-n_y), x(t), x(t-1), x(t-2), \dots, x(t-n_x)\right), \quad (2)$$

де  $F(\cdot)$  – нелінійна функція, що реалізується нейронною мережею;

$x(t)$  – екзогенні вхідні сигнали (наприклад, навігаційні параметри, отримані з INS);

$y(t)$ ,  $y(t-1)$  – істинні минулі значення часового ряду (наприклад, істинні значення похибок положення  $\delta P$  та швидкості  $\delta V$ , отримані на основі GNSS-вимірювань);

$\hat{y}(t+1)$  – прогнозована змінна (прогнозоване значення похибок швидкості та положення, сформоване нейромережею з використанням затриманих значень навігаційних параметрів, що застосовують для подальшої компенсації ІНС);

$n_x, n_y$  – кількість затримок за входами та виходами відповідно.

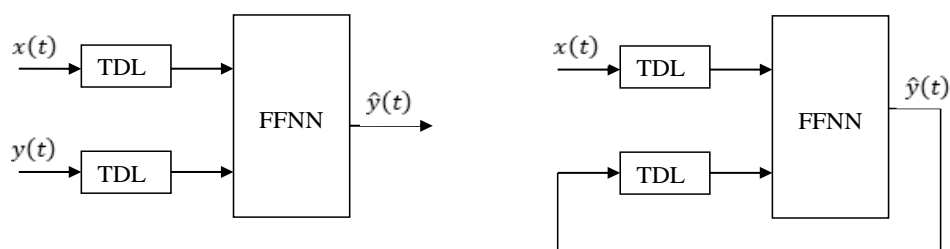


Рис. 1. Архітектури NARX із розімкнутим та замкнутим контурами

У серійно-паралельній архітектурі майбутнє значення часового ряду  $y(t-1)$  прогнозується на основі теперішніх і минулих значень  $x(t)$  та істинних минулих значень часового ряду  $y(t)$ . У паралельній архітектурі прогнозування виконується на основі теперішніх і минулих значень  $x(t)$  та минулих прогнозованих значень часового ряду  $\hat{y}(t)$ .

Використання послідовно-паралельної архітектури має дві переваги. Перша полягає в тому, що використання істинних значень як вхідних даних для мережі прямого поширення є точнішим. Друга перевага передбачає, що архітектура отриманої мережі є лише мережею прямого поширення (FFNN), тому можна використовувати звичайні алгоритми навчання для багат шарового перцептрона (MLP). Після фази навчання нейронна мережа NARX перетворюється на паралельну архітектуру, яка є ефективною для прогнозування на багато кроків уперед [24, 25].

Нейронна мережа NARX не замінює розширеного фільтра Калмана і не виконує прямого оцінювання координат, а може бути використана для прогнозування окремих компонент 15-вимірного вектора стану EKF, які безпосередньо впливають на навігаційний розв'язок та є спостережуваними через інновації INS / GNSS, а саме похибок швидкості  $\delta V$  та положення  $\delta P$ , які складно адекватно описати лінійними стохастичними моделями. Результатом роботи нейронної мережі є оцінки цих похибок  $\delta \hat{V}^{NN}$ ,  $\delta \hat{P}^{NN}$ , що використовуються для корекції інерціального навігаційного розв'язку.

Помилки орієнтації, зсуви акселерометрів і дрейфи гіроскопів оцінюють виключно фільтром Калмана з використанням фізичної моделі інерціальної навігації.

У разі моделі NAR структура подібна, але без екзогенних вхідних сигналів, тобто прогноз базується лише на минулих значеннях самої змінної  $y(t)$ .

Переваги й недоліки розглянутих підходів підвищення точності оброблення навігаційної інформації в бортових підсистемах БПЛА наведено в табл. 1.

Враховуючи результати проведеного аналізу, можна стверджувати, що доцільним є використання нелінійних авторегресійних моделей із зовнішніми входами типу NARX як одного з ключових компонентів перспективних навігаційних алгоритмів для БПЛА I класу.

На відміну від класичних методів фільтрації, що базуються на припущенні гаусівських шумів і лінійності моделей, моделі типу NARX дозволяють описувати складні нелінійні та нестационарні процеси, характерні для похибок ІНС в умовах РЕП, коли статистичні характеристики завад швидко змінюються, а класичні фільтри Калмана втрачають оптимальність.

Порівняльна таблиця підходів до підвищення точності оброблення навігаційної інформації в бортових підсистемах БпЛА

Підхід	Ключова ідея	Переваги	Недоліки
Фільтр Калмана (KF / EKF / UKF)	Поєднання прогнозу за моделлю та вимірювань для мінімізації похибки оцінювання стану	Оптимальність за гаусових шумів; обчислювальна ефективність; перевірений практикою	Чутливість до викидів; залежність від точності моделей; складність налаштування матриць $Q, R$
Робастні методи (Хубер, Тюкі)	Обмеження впливу аномальних вимірювань за рахунок спеціальних функцій втрат	Стійкість до викидів і негаусових шумів; простота інтеграції в EKF / UKF	Зниження точності в ідеальних умовах; необхідність вибору порогових параметрів
Адаптивна фільтрація	Динамічна зміна коваріацій шумів на основі статистики інновацій	Автоматичне підлаштування до умов; підвищена стійкість до змін середовища	Інерційність адаптації; ризик нестійкості при неправильному налаштуванні
IMM (Interacting Multiple Model)	Використання кількох моделей руху з подальшим зваженим комбінуванням результатів	Ефективність у разі змінних режимів (маневри, втрата GNSS); підвищення точності	Висока обчислювальна складність; потреба в налаштуванні матриці переходів
Моніторинг та антиспуфінг ( $\chi^2$ -критерій)	Контроль узгодженості вимірювань і виявлення підроблених сигналів	Виявлення аномалій GNSS; підвищення достовірності даних	Імовірність хибних спрацьовувань; залежність від кількості супутників; налаштування порогів
ARIMA-моделі	Лінійне прогнозування часових рядів на основі попередніх значень	Простота реалізації; ефективність для короткострокових прогнозів	Лінійність; нездатність відтворювати складні нелінійні процеси; залежність від параметрів
Нейромережева корекція фільтра Калмана	Використання нейронної мережі для корекції моделі або параметрів фільтра Калмана	Підвищення точності в нелінійних умовах; компенсація неврахованих збурень	Потреба у великих даних для навчання; збільшення обчислювальних витрат; ризик перенавчання
Моделі типу NAR та NARX (рекурентні динамічні нейронні мережі)	Нелінійне моделювання часових процесів з урахуванням внутрішньої динаміки та зовнішніх впливів	Висока точність прогнозування; здатність відтворювати складні нелінійні процеси	Потреба в навчальних даних; обчислювальна складність; ризик перенавчання

Порівняно з ARIMA-моделями, обмеженими лінійною природою, моделі типу NARX забезпечують вищу точність прогнозування завдяки врахуванню нелінійних залежностей і можливості інтеграції екзогенних змінних, зокрема навігаційних параметрів, сформованих інерціальною системою. Це дозволяє ефективно відтворювати динаміку похибок швидкості та положення, що накопичуються в ІНС у разі втрати сигналів GNSS.

Крім того, на відміну від підходів, у яких нейронна мережа формує узагальнений корекційний доданок до оцінки стану, застосування моделей типу NARX доцільно трактувати як допоміжний інструмент у складі гібридної навігаційної системи, спрямований на прогнозування окремих компонент похибок ІНС із подальшим використанням цих оцінок для корекції навігаційного розв'язку. Такий підхід дозволяє зберегти переваги класичних алгоритмів оцінювання стану та водночас підвищити точність навігаційного розв'язку в складних умовах.

Додатковою перевагою моделей типу NARX є відносно нижча параметрична складність порівняно з глибокими нейронними мережами, що робить їх придатними для реалізації в бортових обчислювальних системах БпЛА з обмеженими ресурсами.

Отже, використання моделей типу NARX є обґрунтованим компромісом між точністю, адаптивністю та обчислювальною складністю і може розглядатися як перспективний напрям подальших досліджень у задачах підвищення точності навігаційної інформації в умовах РЕП.

**Висновки.** У статті проведено порівняльний аналіз сучасних підходів, спрямованих на підвищення точності оброблення навігаційної інформації в БпЛА I класу в умовах активного РЕП. Розглянуто класичні й новітні алгоритми оцінювання стану, адаптації та прогнозування з урахуванням їхньої ефективності й обмежень у практичних застосуваннях.

Використання NARX-моделей у навігаційних підсистемах БпЛА I класу відкриває можливості для точнішого відтворення нелінійної динаміки похибок ІНС, зокрема похибок швидкості та положення, які інтенсивно накопичуються в умовах втрати сигналів GNSS. Такі моделі перевершують ARIMA-підхід у задачах відтворення нелінійних і нестационарних процесів, проте потребують обґрунтованого вибору структури та контролю обчислювальної складності.

Результати проведеного аналізу стануть корисними в разі модернізації БпЛАК (БпЛА) як зразків озброєння для потреб оборони шляхом удосконалення алгоритмів оброблення навігаційної інформації в бортових підсистемах БпЛА I класу літакового типу з використанням NARX-моделей для підвищення точності їх позиціонування в умовах РЕП.

## СПИСОК БІБЛІОГРАФІЧНИХ ПОСИЛАНЬ

1. Sjöberg P. Design and Implementation of an Exogenous Kalman Filter for UAVs. KTH Royal Institute of Technology, 2018. 80 p. URL: <https://www.divaportal.org/smash/get/diva2:1232900/FULLTEXT01.pdf> (last accessed: 04.01.2026).
2. Factor Graph Optimization for GNSS / INS Integration: A Comparison with the Extended Kalman Filter / W. Wen, T. Pfeifer, X. Bai, L.-T. Hsu // Navigation: Journal of the Institute of Navigation. 2021. Vol. 68, Iss. 2. P. 315–331. <https://doi.org/10.1002/navi.421>
3. Kalman R. E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems // Journal of Basic Engineering. 1960. Vol. 82. P. 35–45. <https://doi.org/10.1115/1.3662552>
4. Bhatt D., Aggarwal P., Devabhaktuni V., Bhattacharya P. A Novel Hybrid Fusion Algorithm to Bridge the Period of GPS Outages Using Low Cost INS // Expert Systems with Applications. 2014. Vol. 41, Iss. 5. P. 2166–2173. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.09.015>
5. Peter J. Huber. Robust Statistics. New York : Wiley, 1981. 317 p. <https://doi.org/10.1002/0471725250>

6. Hampel F. R., Ronchetti E. M., Rousseeuw P. J., Stahel W. A. Robust Statistics: The Approach Based on Influence Functions. New York : Wiley, 1986. 502 p.
7. Zhang Y., Yu F., Gao W., Wang Y. An Improved Strapdown Inertial Navigation System Initial Alignment Algorithm for Unmanned Vehicles // Sensors. 2018. Vol. 18 (10). <https://doi.org/10.3390/s18103297>
8. Akhlaghi S., Zhou N., Huang Z. Adaptive Adjustment of Noise Covariance in Kalman Filter for Dynamic State Estimation // IEEE Power & Energy Society General Meeting. 2017. <https://doi.org/10.1109/PESGM.2017.8273755>
9. Wang X., Wang A., Xiong Y., Liang B. A Modified Sage-Husa Adaptive Kalman Filter for State Estimation of Electric Vehicle Servo Control System // Energy Reports. 2022. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2022.02.105>
10. Genovese A. The Interacting Multiple Model Algorithm for Accurate State Estimation of Maneuvering Targets. 2021. URL: <https://secwww.jhuapl.edu/techdigest/content/techdigest/pdf/V22-N04/22-04-Genovese.pdf> (last accessed: 18.01.2026).
11. Zhang T., Zong Q., Liu X. Adaptive IMM Algorithm for Multi-Mode Integrated Navigation System under GNSS Degradation // Aerospace Science and Technology. 2019. Vol. 92. P. 593–602. <https://doi.org/10.1016/j.ast.2019.06.027>
12. Моцний Ф. В. Аналіз непараметричних і параметричних критеріїв перевірки статистичних гіпотез. Ч. I. Критерії узгодження Пірсона і Колмогорова // Статистика України. 2018. № 4 (83). [https://doi.org/10.31767/su.4\(83\)2018.04.02](https://doi.org/10.31767/su.4(83)2018.04.02)
13. Sun K., Gebre-Egziabher D. Air Data Fault Detection and Isolation for Small Unmanned Aircraft Using an Integrity Monitoring Framework // Navigation: Journal of the Institute of Navigation. 2021. Vol. 68, No. 2. P. 431–447. <https://doi.org/10.1002/navi.414>
14. Alsamamra H., Salah S. Performance Analysis of ARIMA Model for Wind Speed Forecasting // Simulation Modelling Practice and Theory. 2024. <https://doi.org/10.1177/01445987241248201>
15. Романько В. А., Срібний О. М. Інтеграція нейронного фільтра Калмана в систему наведення високодинамічних апаратів // Проблеми створення, випробування, застосування та експлуатації складних інформаційних систем : зб. наук. праць. Житомир : ЖВІ, 2025. Вип. 29 (I). С.125–139. <https://doi.org/10.46972/2076-1546.2025.28.01>
16. Aburasain Y., Bilal M., Kim K. Optimizing Prediction Accuracy in Dynamic Systems Through Neural Network Integration with Kalman and Alpha-Beta Filters // PLOS ONE. 2024. Vol. 19, No. 10. e0311734. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0311734>
17. Neural Kalman: A Learnable Kalman Filter for Acoustic Echo Cancellation / Y. Zhang, Yu. Meng & H. Zhang, et al. // In IEEE Automatic Speech Recognition and Understanding Workshop (ASRU). 2023. <https://doi.org/10.1109/asru57964.2023.10389780>
18. Narendra K. S., Parthasarathy K. Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks // IEEE Transactions on Neural Networks. 1990. Vol. 1, Iss. 1. P. 4–27. <https://doi.org/10.1109/72.80202>
19. Billings S. A. Nonlinear System Identification: NARMAX Methods in the Time, Frequency, and Spatio-Temporal Domains. Chichester : Wiley, 2013. 574 p. <https://doi.org/10.1002/9781118535561>
20. Alberts T., Landman D., Hou G. Implementation of an Extended Kalman Filter Using Inertial Sensor Data for UAVs During GPS Denied Applications // Master of Science, Thesis, Mechanical & Aerospace Engineering. Old Dominion University, 2022. <https://doi.org/10.25777/f3f4-b307>

21. Black M. J., Anandan P. The Robust Estimation of Multiple Motions: Parametric and Piecewise-Smooth Flow Fields // *Computer Vision and Image Understanding*. 1996. Vol. 63, No. 1. P. 75–104. <https://doi.org/10.1006/cviu.1996.0006>
22. Maybeck P. S., Stevens R. C. Adaptive Multiple Model Kalman Filtering // *Proceedings of the IEEE*. 1991. Vol. 79, No. 6. P. 940–952. <https://doi.org/10.1109/5.90110>
23. Wang J., Han S., Meng X. IMM-Based Adaptive Robust Kalman Filter for UAV Navigation in GNSS-Challenged Environments // *Sensors*. 2020. Vol. 20, No. 6. Art. 1694. <https://doi.org/10.3390/s20061694>
24. Negara L., Wustqa D. Prediction of Crude Palm Oil Production Using Nonlinear Autoregressive Exogenous Neural Network with Genetic Algorithm // *AIP Conference Proceedings*. 2020. <https://doi.org/10.1063/5.0107898>
25. Buitrago J., Asfour S. Short-Term Forecasting of Electric Loads Using Nonlinear Autoregressive Artificial Neural Networks with Exogenous Inputs // *Energies*. 2017. Vol. 10, No. 11. <https://doi.org/10.3390/en10010040>

Стаття надійшла до редакції 28.01.2026.

Прийнято до друку 27.02.2026.

Дата публікації 30.06.2026.

## REFERENCES

1. Sjöberg, P. (2018). *Design and Implementation of an Exogenous Kalman Filter for UAVs*. KTH Royal Institute of Technology. Retrived from <https://www.divaportal.org/smash/get/diva2:1232900/FULLTEXT01.pdf>
2. Wen, W., Pfeifer, T., Bai, X., & Hsu, L.-T. (2021). Factor Graph Optimization for GNSS / INS Integration: A Comparison with the Extended Kalman Filter. *Navigation: Journal of the Institute of Navigation*, 68, 2, 315–331. <https://doi.org/10.1002/navi.421>
3. Kalman, R. E. (1960). A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. *Journal of Basic Engineering*, 82, 35–45. <https://doi.org/10.1115/1.3662552>
4. Bhatt, D., Aggarwal, P., Devabhaktuni, V., & Bhattacharya, P. (2014). A Novel Hybrid Fusion Algorithm to Bridge the Period of GPS Outages Using Low Cost INS. *Expert Systems with Applications*, 41, 5, 2166–2173. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.09.015>
5. Peter J. Huber. (1981). *Robust Statistics*. New York. <https://doi.org/10.1002/0471725250>
6. Hampel, F. R., Ronchetti, E. M., Rousseeuw, P. J., & Stahel, W. A. (1986). *Robust Statistics: The Approach Based on Influence Functions*. New York.
7. Zhang, Y., Yu, F., Gao, W., & Wang, Y. (2018). An Improved Strapdown Inertial Navigation System Initial Alignment Algorithm for Unmanned Vehicles. *Sensors*, 18(10). <https://doi.org/10.3390/s18103297>
8. Akhlaghi, S., Zhou, N., & Huang, Z. (2017). Adaptive Adjustment of Noise Covariance in Kalman Filter for Dynamic State Estimation. In *IEEE Power & Energy Society General Meeting*. <https://doi.org/10.1109/PESGM.2017.8273755>
9. Wang, X., Wang, A., Xiong, Y., & Liang, B. (2022). A Modified Sage-Husa Adaptive Kalman Filter for State Estimation of Electric Vehicle Servo Control System. *Energy Reports*. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2022.02.105>

10. Genovese, A. (2021). *The Interacting Multiple Model Algorithm for Accurate State Estimation of Maneuvering Targets*. Retrived from <https://secwww.jhuapl.edu/techdigest/content/techdigest/pdf/V22-N04/22-04-Genovese.pdf>
11. Zhang, T., Zong, Q., & Liu, X. (2019). Adaptive IMM Algorithm for Multi-Mode Integrated Navigation System under GNSS Degradation. *Aerospace Science and Technology*, 92, 593–602. <https://doi.org/10.1016/j.ast.2019.06.027>
12. Motsnyi, F. V. (2018). Analiz neparametrychnykh i parametrychnykh kryteriiv perevirky statystychnykh hipotez. Ch. I. Kryterii uzghodzhennia Pirsona i Kolmogorova [Analysis of Nonparametric and Parametric Criteria for Testing Statistical Hypotheses. Part I. Pearson and Kolmogorov Agreement Criteria]. *Statystyka Ukrainy [Statistics of Ukraine]*, 4 (83). [https://doi.org/10.31767/su.4\(83\)2018.04.02](https://doi.org/10.31767/su.4(83)2018.04.02) [in Ukrainian].
13. Sun, K., & Gebre-Egziabher, D. (2021). Air Data Fault Detection and Isolation for Small Unmanned Aircraft Using an Integrity Monitoring Framework. *Navigation: Journal of the Institute of Navigation*, 68, 2, 431–447. <https://doi.org/10.1002/navi.414>
14. Alsamamra, H., & Salah, S. (2024). Performance Analysis of ARIMA Model for Wind Speed Forecasting. *Simulation Modelling Practice and Theory*. <https://doi.org/10.1177/01445987241248201>
15. Romanko, V. A., & Sribnyi, O. M. (2025). Intehratsiia neironnoho filtra Kalmana v systemu navedennia vysokodynamichnykh aparativ [Integration of a Neural Kalman Filter into Guidance of High-Dynamic Platforms]. *Problemy stvorennia, vyprobuvannia, zastosuvannia ta ekspluatatsii skladnykh informatsiinykh system : zb. nauk. Prats [Problems of Construction, Testing, Application and Operation of Complex Information Systems: Scientific Journal of Korolov Zhytomyr Military Institute]*, 29 (I), 125–139. <https://doi.org/10.46972/2076-1546.2025.28.01> [in Ukrainian].
16. Aburasain, Y., Bilal, M., & Kim, K. (2024). Optimizing Prediction Accuracy in Dynamic Systems Through Neural Network Integration with Kalman and Alpha-Beta Filters. *PLOS ONE*, 19, 10. e0311734. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0311734>
17. Zhang, Y., Meng, Yu & Zhang, H., et al. (2023). Neural Kalman: A Learnable Kalman Filter for Acoustic Echo Cancellation. In *IEEE Automatic Speech Recognition and Understanding Workshop (ASRU)*. <https://doi.org/10.1109/asru57964.2023.10389780>
18. Narendra, K. S., & Parthasarathy, K. (1990). Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1, 1, 4–27. <https://doi.org/10.1109/72.80202>
19. Billings, S. A. (2013). *Nonlinear System Identification: NARMAX Methods in the Time, Frequency, and Spatio-Temporal Domains*. Chichester. <https://doi.org/10.1002/9781118535561>
20. Alberts, T., Landman, D., & Hou, G. (2022). Implementation of an Extended Kalman Filter Using Inertial Sensor Data for UAVs During GPS Denied Applications. *Master of Science, Thesis, Mechanical & Aerospace Engineering*. Old Dominion University. <https://doi.org/10.25777/f3f4-b307>
21. Black, M. J., & Anandan, P. (1996). The Robust Estimation of Multiple Motions: Parametric and Piecewise-Smooth Flow Fields. *Computer Vision and Image Understanding*, 63, 1, 75–104. <https://doi.org/10.1006/cviu.1996.0006>

22. Maybeck, P. S., & Stevens, R. C. (1991). Adaptive Multiple Model Kalman Filtering. *Proceedings of the IEEE*, 79, 6, 940–952. <https://doi.org/10.1109/5.90110>
23. Wang, J., Han, S., & Meng, X. (2020). IMM-Based Adaptive Robust Kalman Filter for UAV Navigation in GNSS-Challenged Environments. *Sensors*, 20, 6, Art. 1694. <https://doi.org/10.3390/s20061694>
24. Negara, L., & Wustqa, D. (2020). Prediction of Crude Palm Oil Production Using Nonlinear Autoregressive Exogenous Neural Network with Genetic Algorithm. In *AIP Conference Proceedings*. <https://doi.org/10.1063/5.0107898>
25. Buitrago, J., & Asfour, S. (2017). Short-Term Forecasting of Electric Loads Using Nonlinear Autoregressive Artificial Neural Networks with Exogenous Inputs. *Energies*, 10, 11. <https://doi.org/10.3390/en10010040>

**M. O. Humeniuk, S. P. Overchuk, A. O. Tkach**

**ANALYSIS OF APPROACHES TO IMPROVING THE ACCURACY OF NAVIGATION INFORMATION PROCESSING IN ONBOARD SUBSYSTEMS OF CLASS I UNMANNED AERIAL VEHICLES UNDER ELECTRONIC WARFARE CONDITIONS**

*The article considers modern approaches to improving the accuracy of navigation information in class I unmanned aerial vehicles operating in conditions of electronic jamming. It is shown that navigation accuracy is critical for performing reconnaissance and tactical tasks, and the impact of electronic jamming means leads to degradation of GNSS signals and rapid accumulation of errors in the existing micro-electromechanical sensors of the inertial navigation system. The main sources of errors in navigation subsystems are characterized, in particular, stochastic noise, systematic drifts and non-stationary disturbances, which are significantly amplified in the event of loss of satellite correction.*

*The key groups of navigation filtering methods are analyzed: the Kalman filter and its modifications, robust approaches to reduce the impact of anomalous measurements, adaptive methods for adjusting to changes in noise characteristics, and multi-model IMM algorithms that allow adaptive switching between operating modes. Mechanisms for detecting unreliable GNSS measurements based on the  $\chi^2$ -criterion and approaches to predicting the impact of atmospheric disturbances using ARIMA models are also considered.*

*Special attention is paid to the nonlinear time models NAR and NARX, which demonstrate a significantly higher ability to reproduce the complex dynamics of inertial navigation system errors and non-stationary external influences compared to linear methods. It is emphasized that these models have the potential to significantly improve the accuracy of navigation solutions in the degradation or complete absence of GNSS. At the same time, their effective implementation requires further research aimed at optimizing the architecture of neural networks, reducing computational costs and ensuring the stability of real-time forecasting. The development of NAR / NARX models is a promising direction that can become a key component of future navigation systems for Class I unmanned aerial vehicles.*

**Keywords:** *unmanned aerial vehicle; inertial navigation; accuracy; electronic jamming; Kalman filter; robust methods; adaptive filtering; IMM; ARIMA; NAR / NARX.*