

УДК 623.746.2

doi: 10.32620/aktt.2026.3.01

О. С. КУКЛЯ

Українська державна льотна академія, Кропивницький, Україна

## АНАЛІЗ МЕТОДІВ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ КОРЕКЦІЇ ПОХИБОК ІНЕРЦІАЛЬНИХ СИСТЕМ НАВІГАЦІЇ ТРАНСПОРТНИХ БПЛА

**Предметом** вивчення в статті є процеси функціонування та інтелектуальної корекції похибок безплатформних інерціальних навігаційних систем (БІНС) транспортних безпілотних літальних апаратів (БПЛА) в умовах обмеженої доступності або повної відсутності сигналів глобальних навігаційних супутникових систем (Global Navigation Satellite System, GNSS). **Метою** статті є проведення комплексного системного аналізу джерел інструментальних похибок сенсорів мікроелектромеханічних систем (Micro-Electro-Mechanical Systems, MEMS) та наукове обґрунтування ефективності застосування методів глибокого машинного навчання у поєднанні з технологією динамічної атестації (калібрування) на базі платформи Стюарта для підвищення точності та надійності автономної навігації. **Завдання:** провести систематизацію основних типів похибок MEMS у складі БІНС; виконати порівняльний аналіз традиційних (фільтри Калмана, Маджвіка) та сучасних інтелектуальних методів обробки сигналів; обґрунтувати доцільність переходу від статичних процедур калібрування до динамічної атестації за принципом "board-in-the-loop" із використанням моделювання; здійснити математичне моделювання впливу некорегованих навігаційних помилок на безпеку руху транспортного БПЛА в межах ешелонованого повітряного простору. У ході дослідження застосовано **методи** аналізу та узагальнення наукових джерел, системного аналізу, порівняльного аналізу, методи моделювання апарату синтезу архітектур згорткових (Convolutional Neural Network, CNN) та рекурентних (Long Short-Term Memory, LSTM) нейронних мереж, методи математичного моделювання кінематики польоту в середовищі Python, а також методи динамічної атестації сенсорів за допомогою гексапода (платформи Стюарта). Отримані такі **результати**. Проведено детальний аналіз факторів, що дестабілізують точність MEMS-БІНС, серед яких виділено дрейф нуля гіроскопів, температурну залежність масштабних коефіцієнтів та вплив вібраційних шумів гвинтомоторної групи. Доведено, що лінійні моделі фільтрації не забезпечують необхідної точності в умовах високої динаміки польоту та складної природи шумів сенсорів низького цінового сегмента. Запропоновано нову концепцію динамічного калібрування безпосередньо у штатному стані на борту БПЛА, що дозволяє враховувати пружність конструкції та особливості монтажу конкретного апарату. В основі апаратного забезпечення технології лежить використання прецизійної платформи Стюарта, яка з високою точністю відтворює складні просторові рухи за шістьма ступенями вільності, імітуючи реальну турбулентність та маневрування за допомогою багатовимірною формульованого фільтра. На основі отриманих даних сформовано індивідуальний параметричний профіль («паспорт похибок»), інтегрований з адаптованими нейромережевими методами корекції. Для оцінки критичності навігаційних помилок введено та апробовано концепцію «коридору безпеки» як інтегрального показника надійності системи. **Висновки.** Наукова новизна отриманих результатів полягає в наступному: 1) інтеграція технології динамічної атестації на базі гексапода та рекурентних мереж LSTM дозволяє утримувати БПЛА в межах коридору безпеки до 10–12 хвилин автономного польоту, що у 3–4 рази перевищує показники традиційних методів статичного калібрування; 2) найбільш перспективним напрямком розвитку бортового програмного забезпечення (ПЗ) є використання CNN для первинної фільтрації шумів та LSTM для компенсації часових дрейфів; 3) практична значущість дослідження полягає в можливості забезпечення стабільної автономної навігації транспортних БПЛА в зонах дії засобів радіо-електронної боротьби (РЕБ) та при виконанні точних логістичних операцій без підтримки GNSS; 4) використання Python, як інтеграційного середовища, дозволило створити безшовний інформаційний контур між апаратною платформою Стюарта та інтелектуальними алгоритмами обробки даних.

**Ключові слова:** транспортний БПЛА; БІНС; MEMS-сенсори; платформа Стюарта; динамічне калібрування; нейронні мережі; LSTM; автономна навігація; паспорт похибок.

## Вступ

Широке впровадження безпілотних літальних апаратів (БПЛА) у цивільну та військову сфери,

зокрема для реалізації складних логістичних операцій, моніторингу об'єктів критичної інфраструктури, пошуково-рятувальних місій, висуває нові вимоги до надійності та автономності



систем навігації. Особливої актуальності набуває застосування транспортних БПЛА для автономної доставки вантажів у складних або небезпечних умовах, де застосування традиційної авіації є економічно недоцільним або ризикованим.

Основним технічним викликом для сучасних транспортних БПЛА є необхідність стабільного виконання польотного завдання в умовах інтенсивної завадової ситуації або за повної відсутності сигналів глобальних навігаційних супутникових систем (Global Navigation Satellite System, GNSS). Втрата супутникового сигналу може бути зумовлена специфікою рельєфу місцевості, щільною міською забудовою, польотами у приміщеннях або тунелях, а також активним застосуванням засобів радіоелектронної боротьби (РЕБ), що створює ризики для безпеки польотів та успішності виконання місії.

### 1.1. Мотивація дослідження

Точність функціонування навігаційної системи БПЛА є однією з основних систем, яка безпосередньо впливає на ефективність та безпеку польоту транспортного БПЛА. У сучасних системах керування навігація переважно базується на інтеграції з GNSS та інерціальних навігаційних систем (INS). Однак, повна залежність від GNSS сигналів створює критичну вразливість БПЛА до зовнішніх завад, зокрема до глушіння, спотворення сигналів, втрати прямої видимості супутників у щільній міській забудові або у складних особливостях рельєфу.

Особливої актуальності дане питання набуває для БПЛА транспортного типу, які пересуваються у межах ешелонованого повітряного простору. На відміну від малих розвідувальних апаратів, транспортні платформи мають значну інерційність, а також високі вимоги до точності витримування маршруту. Будь-яке непередбачуване відхилення від заданої траєкторії в умовах щільної міської забудови чи використання повітряних коридорів може призвести до зіткнень з інфраструктурними об'єктами або іншими повітряними суднами, тому точність функціонування систем навігації є однією з основних умов експлуатаційної придатності літального апарату.

У режимі повної автономії або повної відсутності GNSS сигналів безальтернативним джерелом навігаційної інформації виступають безплатформні інерціальні навігаційні системи (БІНС). Для масового сегмента транспортних БПЛА, з огляду на жорсткі обмеження щодо маси, габаритів та вартості обладнання, стандартним рішенням є використання сенсорів на базі мікро-

електромеханічних систем (Micro-Electro-Mechanical Systems, MEMS). MEMS-сенсори характеризуються низькою вартістю, компактністю, малою масою та енергоспоживанням, що робить їх досить економічно привабливими для масового використання в авіаційних платформах [1].

Водночас основними недоліками MEMS-БІНС є накопичення похибок навігації у часі через дрейф нуля гіроскопів, нестабільність масштабних коефіцієнтів, температурні впливи, вібраційні шуми та стохастичний характер вимірювань. За відсутності зовнішньої корекції з GNSS похибка позиціонування має тенденцію до нелінійного зростання, що в свою чергу може призвести до втрати керованості або виходу БПЛА за межі допустимого «коридору безпеки». У межах даного дослідження під «коридором безпеки» розуміється допустиме просторове відхилення ( $\pm 50$  м від осі маршруту), вихід за межі якого в умовах щільного транспортного ешелону може призвести до втрати керованості місією або ризику зіткнення.

Наразі, із відкритих джерел інформації [2] відомо, що навіть незначні систематичні похибки MEMS-сенсорів можуть спричиняти експоненційне зростання похибки визначення координат та орієнтації БПЛА вже протягом перших хвилин автономного польоту.

Таким чином, мотивація даного дослідження полягає у необхідності підвищення автономності, точності та стійкості БІНС транспортних БПЛА в умовах часткової або повної втрати GNSS-сигналів шляхом інтеграції методів динамічної атестації MEMS-БІНС із сучасними алгоритмами глибокого машинного навчання та гексаподу. Реалізація цього підходу сприятиме підвищенню безпеки польотів БПЛА, значно зменшить ризики виходу за межі допустимого «коридору безпеки» та забезпечити стабільне виконання завдань у складних умовах експлуатації.

### 1.2. Сучасний стан досліджень

На ранніх етапах розвитку автономної навігації основна увага приділялася вдосконаленню класичних алгоритмів фільтрації, зокрема різних модифікацій фільтра Калмана (Kalman's Filter, KF). Найбільшого поширення набули Extended Kalman Filter (EKF), Unscented Kalman Filter (UKF) та Cubature Kalman Filter (CKF), які використовуються для комплексування даних інерціальних та супутникових сенсорів. Застосування даних методів забезпечує прийнятну точність навігації за наявності регулярної GNSS-корекції. Однак, ці методи демонструють суттєве погіршення ефективності в умовах тривалих GNSS відмов. Причиною цього є

складний нелінійний характер похибок MEMS-сенсорів та обмежені можливості аналітичного опису стохастичних процесів дрейфу [3]. Крім того, класичні процедури статичного калібрування не враховують особливостей монтажу БІНС на конкретному літальному апараті, впливу вібрацій гвинтомоторної групи, пружних деформацій конструкції та змін характеристик сенсорів під дією реальних експлуатаційних навантажень.

Окремим напрямком сучасних досліджень є застосування нових підходів інтелектуальної корекції похибок, побудованих на методах динамічної атестації MEMS-сенсорів із сучасними алгоритмами машинного навчання. У роботі Shen [4] та співавторів запропоновано комбінований підхід на основі СКФ та нейронних мереж (НМ) для компенсації навігаційних похибок під час втрати GPS-сигналу. У даній роботі автори продемонстрували, що інтеграція алгоритмів машинного навчання з класичними методами фільтрації дозволяє підвищити точність прогнозування похибок БІНС. Аналогічні результати наведені у роботі Wang [3] та співавторів, де для GNSS/INS-комплексування використано «робастний» варіант фільтра Калмана, адаптований до умов високого рівня шумів та нестабільності MEMS-IMU. В цьому напрямку активно використовуються згорткові нейронні мережі (Convolutional Neural Network, CNN) для фільтрації шумових компонент сигналів та рекурентні мережі типу Long Short-Term Memory (LSTM) для моделювання часових залежностей і прогнозування накопичення дрейфів. На відміну від класичних аналітичних моделей нейромережеві алгоритми здатні апроксимувати складні нелінійні залежності між параметрами руху та похибками вимірювань, адаптуючись до індивідуальних характеристик конкретної БІНС [5].

Описані вище підходи відносяться до інтелектуальної обробки навігаційних даних, але актуальною проблемою залишається якість саме початкової атестації (калібрування) MEMS-сенсорів. Більшість існуючих досліджень базуються на результатах статичного калібрування, що не дозволяє повною мірою враховувати впливи реального польотного середовища, таких як вібрації гвинтомоторної групи, аеродинамічних навантажень, температурних градієнтів та пружних деформацій конструкції БПЛА. Все це призводить до розбіжності між лабораторними характеристиками MEMS-сенсорів та їх реальною поведінкою у польоті.

Одним із найбільш перспективних методів проведення динамічної атестації датчиків (за принципом «board-in-the-loop») для інерціальних систем є використання багатокординатних

платформ, які здатні відтворювати складні просторові рухи. Такий підхід дозволяє моделювати реальні умови експлуатації БПЛА та реалізується шляхом проведення атестації інерціального модуля безпосередньо у штатному монтажному положенні на борту БПЛА. Для реалізації таких процедур дедалі ширше використовуються багатокординатні платформи типу платформи Стюарта [6], яка здатна з високою точністю відтворювати реальні польотні навантаження за шістьма ступенями вільності, що в свою чергу дозволяє створювати адаптивні моделі компенсації похибок.

Важливою тенденцією сучасних досліджень є також перехід від концепції універсальної моделі похибок до персоналізованих моделей для конкретного екземпляра БПЛА. По-перше, це пов'язано з тим, що з високою вірогідністю сенсори однієї серії можуть демонструвати суттєво різні характеристики та показники через виробничі допуски. По-друге, важливу роль відіграє особливість місця монтажу на борту БПЛА та експлуатаційного середовища. Тому концепція проведення динамічної атестації «board-in-the-loop», коли калібрування та навчання нейромережевих моделей виконуються безпосередньо на борту конкретного літального апарата є перспективним напрямком дослідження.

### 1.3. Мета та завдання дослідження

Традиційні методи фільтрації та комплексування даних часто виявляються недостатньо ефективними при роботі з нелійними динамічними похибками бюджетних MEMS-сенсорів. Сукупність таких факторів обумовлює актуальність наукового пошуку методів інтелектуальної корекції похибок БІНС, які базуються на застосуванні сучасних нейромережевих архітектур та вдосконалених процедур передпольотної динамічної атестації.

**Мета роботи** - проведення системного аналізу джерел похибок MEMS-БІНС БПЛА та наукове обґрунтування ефективності застосування методів штучного інтелекту (зокрема глибоких НМ) у поєднанні з технологією динамічного калібрування для радикального підвищення точності автономної навігації.

Для досягнення поставленої мети у роботі вирішуються наступні завдання:

1. Систематизація основних типів інструментальних та стохастичних похибок MEMS-сенсорів у структурі БІНС.

2. Порівняльний аналіз ефективності традиційних алгоритмів та інтелектуальних методів обробки навігаційної інформації в умовах високої

динаміки польоту.

3. Обґрунтування доцільності впровадження технології динамічного калібрування за принципом «board-in-the-loop».

4. Математичне моделювання впливу некорегованих похибок на безпеку руху БПЛА в межах транспортного ешелону та верифікація концепції «коридору безпеки» за допомогою засобів Python.

**Структура роботи:** у розділі 2 розглянуто архітектуру та проведено аналіз похибок БІНС, у розділі 3 розглянуто методи інтелектуальної обробки навігаційних даних та створено узагальнюючу таблицю порівняльного аналізу методів фільтрації та корекції БІНС для БПЛА, у розділі 4 розглянуто технології калібрування, у розділі 5 проведено моделювання впливу похибок.

## 2. Аналіз архітектури та похибок БІНС для малих БПЛА

Класична архітектура БІНС на базі MEMS-технологій включає тріаду акселерометрів, гіроскопів та магнітометрів, жорстко закріплених на корпусі літального апарату. Акселерометри вимірюють проекції уявного прискорення на осі сенсору, гіроскопи - кутові швидкості обертання, а магнітометри - напруженість магнітного поля Землі, який використовується для оцінювання курсового кута. Отримані дані надходять до обчислювального модуля, де виконується інтегрування сигналів, оцінювання орієнтації та розрахунок координат руху БПЛА.

Проведений аналіз літературних джерел [2, 7] дозволив систематизувати ключові фактори, що призводять до зниження точності навігації MEMS:

1. Дрейф нуля гіроскопа – це поступова зміна вихідного сигналу за відсутності реального обертання, що призводить до кумулятивної похибки визначення кутової орієнтації. Основними причинами виникнення дрейфу є технологічні неоднорідності MEMS-структур, нестабільність електронних компонентів, температурні впливи та внутрішні шумові процеси сенсорів. Оскільки координати БПЛА обчислюються шляхом подвійного інтегрування прискорень у навігаційній системі координат похибка орієнтації безпосередньо трансформується у значне зростання помилки позиціонування. Дрейф порядку декількох градусів на годину здатний викликати десятки метрів помилки визначення координат вже протягом перших хвилин автономного польоту.

2. Температурна чутливість - це зміна температури навколишнього середовища впливає на механічні властивості кремнієвих мікроструктур

сенсорів та електроніку, змінює резонансні характеристики чутливих елементів та параметри електронних схем обробки сигналів, викликаючи зміну масштабних коефіцієнтів та зміщення нуля. Для транспортних БПЛА є досить актуальною проблемою через значні температурні перепади під час польоту, нагрів електроніки та вплив погодних умов. У роботах [2, 7] зазначається, що температурні зміни можуть збільшувати похибки MEMS-IMU у декілька разів порівняно з лабораторними умовами калібрування.

3. Вібраційні шуми – це робота гвинтомоторної групи БПЛА, що створює широкий спектр вібрацій, які накладаються на корисний сигнал акселерометрів та гіроскопів. Особливо небезпечним є збіг частот зовнішніх вібрацій із власними резонансними частотами MEMS-структур, які призводять до значного спотворення вимірювань. Вібраційні впливи мають стохастичний характер та суттєво ускладнюють задачу відокремлення істинного руху БПЛА від шумових компонентів сигналу.

4. У більшості традиційних моделей БІНС припускається ідеальна ортогональність осей чутливості акселерометрів та гіроскопів. Але на практиці MEMS-сенсори мають технологічні відхилення взаємного розташування осей, а також похибки монтажу на друкованій платі та корпусі БПЛА. Також потрібно враховувати пружні деформації конструкції БПЛА, особливості розташування IMU відносно центру мас та локальні вібраційні моди. В такому випадку навіть незначні кутові відхилення між осями викликають систематичні помилки перетворення координат та погіршення точності оцінювання просторової орієнтації.

Традиційні системи комплексної обробки даних часто ігнорують взаємне неортогональне розташування осей чутливості сенсорів та особливості їх розміщення на борту конкретного БПЛА, що обмежує граничну точність системи [8].

## 3. Методи інтелектуальної обробки навігаційних даних

Для комплексування даних БІНС та інших навігаційних засобів (наприклад, GNSS, коли він доступний) традиційно використовуються KF та його модифікації, а також фільтр Маджвіка. Останній зарекомендував себе як ефективне рішення для недорогих MEMS-IMU завдяки меншій обчислювальній складності порівняно з KF та відсутності необхідності апріорної інформації про статистику шумів. Дослідження [9] показують, що алгоритм Маджвіка може зменшити кутову похибку на 20–35% порівняно з простим інтегруванням.

Однак, в умовах високої динаміки та складної природи шумів MEMS-сенсорів, лінійні моделі фільтрації виявляються недостатніми. Сучасним трендом є застосування методів штучного інтелекту, зокрема НМ. Аналіз застосування НМ у задачах калібрування та корекції БІНС показав перспективність використання архітектури типу:

1. Глибокі НМ (Deep Neural Network, DNN) здатні моделювати доволі складні нелінійні залежності між "сирими" даними датчиків та еталонними значеннями, дозволяє компенсувати систематичні похибки, які важко описати аналітично.

2. Згорткові НМ (Convolutional Neural Network, CNN) ефективні для попередньої обробки часових рядів сигналів із сенсорів, автоматичного виділення ознак (feature extraction) та фільтрації шумів без складного ручного налаштування параметрів. Дослідження вказують на можливість зниження середньоквадратичної похибки орієнтації на 30–40% при використанні CNN.

3. Рекурентні мережі (RNN/LSTM) завдяки наявності "пам'яті" (Long Short-Term Memory, LSTM) ідеально підходять для прогнозування

часових рядів похибок БІНС, враховуючи передісторію руху, що дозволяє компенсувати дрейфи накопичені з часом. Застосування LSTM може знизити похибку орієнтації на 25–35% [10].

Вибір архітектури LSTM обумовлений здатністю цих мереж зберігати інформацію про стан системи протягом тривалих часових інтервалів. Наприклад, у задачах інерціальної навігації такий підхід дозволяє моделювати не тільки миттєві шуми, а й також складну динаміку накопичення дрейфу нуля, яка залежить від передісторії виконання польоту. Поєднання з CNN створює дворівневу систему обробки під час якої згорткові шари виконують роль адаптивних фільтрів низьких частот, очищуючи сигнал від вібраційних шумів гвинтомоторної групи. Рекурентні шари компенсують часову нестабільність сенсорів. На практиці, застосування такого комплексного підходу забезпечує більш стійку апроксимацію похибок порівняно з поодинокими моделями.

Для систематизації переваг та недоліків розглянутих підходів проведено порівняльний аналіз, результати якого наведено в табл. 1.

Таблиця 1

Порівняльний аналіз методів фільтрації та корекції БІНС для БПЛА

Характеристика	Фільтр Калмана	Фільтр Маджвіка	LSTM (Нейронна мережа)
Тип моделі	Класична лінійна фільтрація та комплексування	Гرادієнтний спуск для недорогих MEMS-IMU	Рекурентна архітектура з механізмом «пам'яті»
Обчислювальна складність	Висока (через матричні операції)	Низька (оптимізована для мікроконтролерів)	Висока (вимагає навчання та ресурсів для інференсу)
Вимоги до апріорних даних	Потребує знання статистики шумів	Не потребує детальної статистики шумів	Потребує великого масиву даних для навчання
Ефективність при високій динаміці	Недостатня для нелінійних похибок бюджетних сенсорів	Вища за KF, але обмежена при складному характері шумів	Висока; здатна моделювати складні нелінійні залежності
Точність (зменшення похибки)	Обмежена лінійністю моделі	Зменшення кутової похибки на 20–35%	Зменшення похибки на 25–35%, коридор безпеки до 12 хв
Робота з часовим дрейфом	Накопичує помилку з часом без зовнішньої корекції	Частково компенсує дрейф	Прогнозує та компенсує дрейфи на основі історії
Стійкість до шумів	Висока при коректній моделі шуму	Середня	Висока при проведеному якісному навчанні
Енергоспоживання	Середнє	Низьке	Високе
Адаптація	Низька	Низька	Висока
Масштабованість для multi-sensor	Висока	Низька	Висока

Проведений аналіз підтверджує, що попри наявну обчислювальну складність, саме архітектури типу LSTM забезпечують необхідний рівень надійності, точності та автономності для транспортних операцій БПЛА.

#### 4. Технології калібрування як інструмент передпольотної підготовки

Точність нейромережових алгоритмів корекції безпосередньо залежить від якості початкового калібрування сенсорів. Традиційні методи статичного калібрування мають суттєві недоліки: вони не враховують динаміку реального польоту, пружність конструкції та вібраційний вплив корпусу конкретного БПЛА. Крім того, класичні підходи часто ігнорують взаємне просторове розташування осей мікромеханічних сенсорів (акселерометрів, гіроскопів, магнітометрів) відносно осей самого апарата.

Для подолання наведених вище обмежень запропоновано концепцію динамічної атестації та калібрування БІНС із використанням платформи Стюарта (гексапода). Дане обладнання дозволяє з прецизійною точністю відтворювати складні просторові рухи за шістьма ступенями вільності в лабораторних умовах.

Наукова новизна підходу полягає у вирішенні двох комплексних завдань:

1. Новий підхід до статичного калібрування передбачає калібрування БІНС безпосередньо у штатному стані на борту БПЛА (board-in-the-loop"), а алгоритм приведення результатів до єдиного базису дозволяють математично компенсувати неортогональність та похибки монтажу датчиків.

2. Технологія динамічної атестації спрямована на ідентифікацію динамічних похибок під дією імітованих польотних навантажень. Використання методу синтезу багатовимірного формувального фільтра дозволяє генерувати спектр коливань, притаманний реальному польоту (турбулентність, маневрування). На основі цих даних формуються високоточні моделі датчиків та шумів вимірювання.

Результатом впровадження цих алгоритмів є індивідуальний «паспорт похибок» для кожної конкретної одиниці БПЛА. Отримані дані надалі інтегруються в адаптовані алгоритми оптимальної багатовимірної фільтрації (зокрема нейромережові), і такий підхід дозволяє суттєво підвищити надійність навігаційної інформації в умовах відсутності сигналів GNSS, забезпечуючи високу точність автономного польоту.

Роль програмного середовища Python у запропонованій методиці не обмежується лише фінальним моделюванням, а полягає у створенні

єдиного інформаційного контуру між апаратною частиною (платформою Стюарта) та алгоритмами корекції.

По-перше, засобами Python реалізується математична модель зворотної кінематики платформи, що дозволяє трансформувати задані траєкторії польоту БПЛА у прецизійні команди для шести актуаторів гексапода. По-друге, використання спеціалізованих бібліотек (SciPy, NumPy) забезпечує програмну реалізацію багатовимірного формувального фільтра для генерації динамічних навантажень, що імітують реальну турбулентність.

Використання Python дозволяє реалізувати гнучку архітектуру інформаційного контуру, де результати імітаційного моделювання можуть бути безпосередньо використані для генерації керуючих команд платформи Стюарта. Завдяки відкритим бібліотекам для роботи з нейронними мережами, такими як TensorFlow або PyTorch [11, 12], процес перенавчання моделей на основі нових даних динамічної атестації відбувається в автоматизованому режимі. Оперативне оновлення ПЗ для БПЛА дуже важливо проводити після реалізації сервісних робіт або зміни конфігурації корисного навантаження, що впливає на вібраційний профіль апарата.

Ключовим етапом інтеграції є синхронізований збір даних, де середовище Python одночасно фіксує еталонні параметри руху платформи («ground truth») та реальні покази випробуваної БІНС. Отримана різниця значень формує масив даних для автоматизованої генерації «паспорта похибок» та подальшого навчання LSTM у середовищі PyTorch або TensorFlow. Таким чином, Python виступає інструментом безшовного переходу від фізичного відтворення польотних умов до цифрового синтезу інтелектуальних моделей корекції.

#### 5. Моделювання впливу похибок на безпеку виконання транспортних операцій

Для кількісної оцінки ефективності запропонованої технології динамічного калібрування та верифікації сформованого «паспорта похибок», необхідно провести математичне моделювання руху транспортного БПЛА в умовах обмеженого навігаційного поля. Вибір програмного методу дослідження зумовлений можливістю безпечної та високоєфективної імітації особливих режимів польоту, які важко або ризиковано відтворити під час натурних випробувань. Як основне середовище моделювання обрано мову програмування Python, що на сьогодні є фактичним стандартом у галузі розробки інтелектуальних систем та обробки

великих масивів даних.

Ефективність використання даного середовища для завдань авіаційної навігації підтверджується наявністю потужних бібліотек для матричних обчислень, статистичного аналізу та моделювання часових рядів, що дозволяє з високою точністю відтворити кінематику БПЛА та стохастичну природу похибок MEMS-сенсорів. Крім того, розвинені засоби візуалізації Python забезпечують показову демонстрацію результатів у вигляді «коридорів безпеки», що робить цей інструмент найбільш доцільним для верифікації запропонованих алгоритмів.

Математичний апарат моделювання базується на розрахунку дивергенції оціненої траєкторії від істинної під впливом сукупності інструментальних похибок. Для опису накопичення похибки координат у часі в межах неперервної фізичної моделі доцільно використовувати наступний запис:

$$P_{est}(t) = P_{true}(t) + \int_0^t (a_{bias} + a_{noise}(\tau) + a_{temp}(\tau, T)) d\tau^2 \quad (1)$$

де  $P_{est}(t)$  - оцінене положення БПЛА;

$P_{true}(t)$  - істинна траєкторія;

$a_{bias}$  - зміщення нуля (дрейф) акселерометра;

$a_{noise}$  - випадковий шум акселерометра;

$a_{temp}$  - температурно-залежна похибка.

Проте, враховуючи дискретний характер отримання даних з MEMS-сенсорів та алгоритмічну структуру імітаційного моделювання в середовищі Python, для практичних розрахунків використовується дискретна форма представлення приросту похибки на кожному кроці ітерації:

$$\Delta P(k) \approx \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k (a_{bias} + a_{noise}(i) + a_{temp}(i)) \Delta t^2 \quad (2)$$

де  $\Delta P(k)$  – похибка положення після k-кроку;

k - поточний крок дискретизації;

$a_{bias}$  - зміщення нуля (дрейф) акселерометра;

$a_{noise}$  - випадковий шум акселерометра;

$a_{temp}$  - температурно-залежна похибка;

$\Delta t$  - інтервал часу між вимірюваннями (sample rate), обчислення положення через подвійне

інтегрування

Такий підхід дозволяє з високою точністю імітувати реальну роботу бортового обчислювача та оцінювати накопичення помилки в режимі реального часу. Аналіз отриманих даних дозволив сформулювати та апробувати концепцію динамічного «коридору безпеки» як інтегрального показника надійності автономної навігаційної системи. Обраний параметр допустимого відхилення у  $\pm 50$  метрів базується на системному аналізі стандартів ешелонування для транспортних коридорів малої авіації. Перевищення цього значення в умовах автономного польоту розцінюється як критична відмова навігаційної системи. Математичне моделювання показує, що без використання інтелектуальної корекції, кумулятивна помилка MEMS-сенсорів досягає цього порогу за експоненціальним законом, що фактично унеможливує виконання польотів на відстані понад 2-3 кілометри від точки втрати сигналу GNSS.

Перелік параметрів імітаційної моделі, що забезпечує відтворюваність результатів та можливість верифікації, наведено у табл. 2. Значення інструментальних похибок відповідають типовим характеристикам MEMS-акселерометрів споживчого та тактичного класу відповідно до класифікації IEEE Std 1559. Порівняння трьох стовпців табл. 2 кількісно ілюструє ефект кожного рівня калібрування: зміщення нуля акселерометра знижується від  $0.050 \text{ м/с}^2$  у некаліброваному стані до  $0.015 \text{ м/с}^2$  при статичному калібруванні та до  $0.003 \text{ м/с}^2$  при застосуванні динамічної атестації на платформі Стюарта з LSTM-корекцією, що відповідає зниженню на порядок відносно вихідного рівня.

Аналіз отриманих даних дозволяє сформулювати та апробувати концепцію динамічного «коридору безпеки». Обраний параметр базується на системному аналізі стандартів ешелонування для транспортних коридорів малої авіації, та при виході за ці межі розцінюється як критична відмова навігаційної системи.

Таблиця 2

Параметри імітаційного моделювання накопичення похибки положення БПЛА для сценаріїв без корекції та з застосуванням паспорту похибок

Параметр	Позначення, од. виміру	Без корекції	Статичне калібрування	Платформа Стюарта + LSTM
Зміщення нуля акселерометра	$a_{bias}, \text{ м/с}^2$	0.05	0.015	0.003
СКВ випадкового шуму	$a_{noise}, \text{ м/с}^2$	0.020	0.010	0.004
СКВ температурної похибки	$a_{temp}, \text{ м/с}^2$	0.010	0.005	0.0015
Крок дискретизації	$\Delta t, \text{ с}$	1	1	1

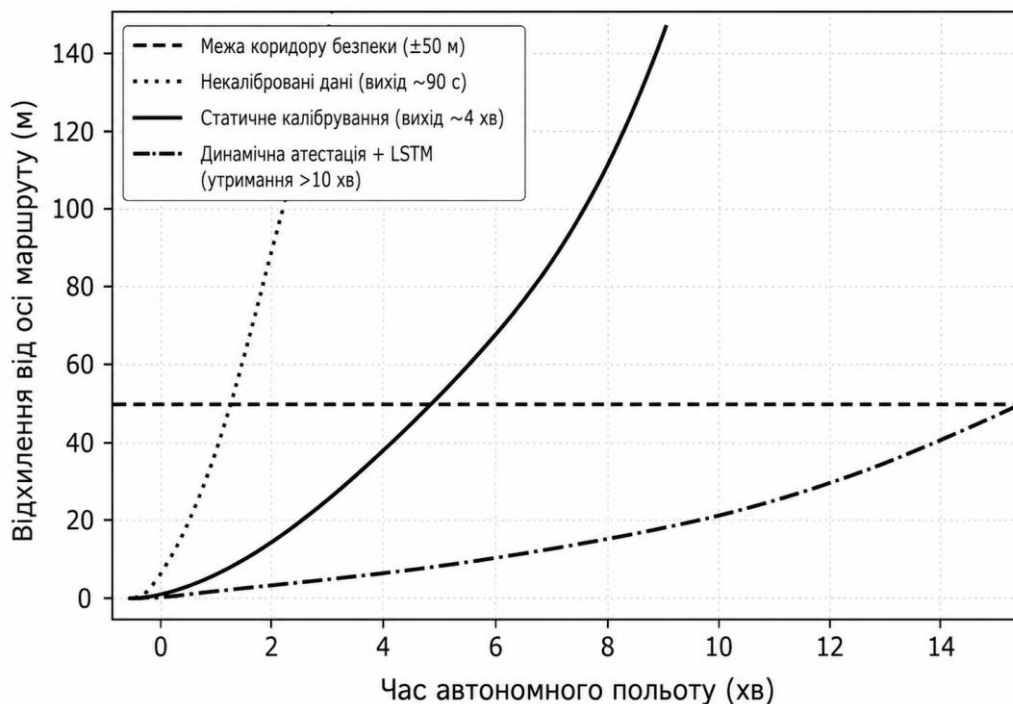


Рис. 1. Порівняльний аналіз дрейфу координат БПЛА за різних методів калібрування

Графічні результати моделювання (рис. 1) демонструють критичну залежність безпеки польоту від обраного методу калібрування.

Використання некаліброваних даних призводить до неконтрольованого зростання навігаційної похибки, при якій БПЛА покидає межі коридору вже на 60-90 секунд автономного польоту, що підтверджує непридатність «сирих» MEMS-даних для логістичних завдань.

## 6. Обговорення результатів

Отримані результати імітаційного моделювання підтверджують висунуту гіпотезу про принципову недостатність традиційних методів калібрування MEMS-сенсорів для забезпечення навігаційної автономності транспортних БПЛА в умовах відсутності сигналу GNSS.

Статичне калібрування дозволяє пролонгувати безпечно перебування в автономному режимі до 3–4 хвилин, що, однак, є недостатнім для подолання протяжних зон дії засобів РЕБ. Натомість запропонована інтелектуальна корекція на базі платформи Стюарта + LSTM мережею забезпечує стабільне утримання апарата в межах заданого коридору до 10-12 хвилин без підтримки GNSS. З точки зору кількісного порівняння, час до досягнення критичної похибки зростає від ~75 секунд (без корекції) до ~3.5 хвилини (статичне калібрування) та ~11 хвилин (платформа Стюарта + LSTM), що відповідає підвищенню операційної автономності відносно статичного калібрування у 3.1 рази (табл. 2).

Застосування LSTM-мережі у складі корекційного алгоритму забезпечує адаптивну компенсацію залишкових систематичних похибок у режимі реального часу. На відміну від лінійних фільтрів, LSTM здатна апроксимувати нелінійні залежності між вимірюваними динамічними параметрами та похибкою сенсора, що має важливий вплив в умовах змінного температурного профілю та нестационарних вібраційних навантажень, характерних для транспортних БПЛА.

Отже, впровадження технології динамічної атестації датчиків на базі платформи Стюарта з інтелектуальною LSTM-корекцією дозволяє підвищити операційну автономність транспортного БПЛА щонайменше у три рази порівняно зі статичним калібруванням, підвищення автономності БПЛА безпосередньо впливає на гарантування безпеки польотів у складних умовах експлуатації та у зонах відсутності GNSS сигналів та зонах дії РЕБ.

## Висновки

Аналіз показав, що основними факторами, які обмежують навігаційну автономність транспортних БПЛА в умовах відсутності сигналу GNSS, є стохастичні похибки MEMS гіроскопів та акселерометрів, вплив зовнішніх факторів навколишнього середовища (температурні коливання, вібраційні навантаження), які неможливо повністю компенсувати традиційними методами статичного калібрування та фільтрації. Імітаційне моделювання підтвердило, що при використанні

некаліброваних MEMS-даних накопичення похибки положення відбувається за квадратичним законом і досягає критичного порогу  $\pm 50$  м вже на 60-90 секунд автономного польоту і унеможливає виконання логістичних місій у середовищах з нестабільним навігаційним полем.

Встановлено, що інтеграція нейромережових методів (зокрема, згорткових CNN для фільтрації шумів та рекурентних LSTM для прогнозування дрейфу) є найбільш перспективним напрямком розвитку алгоритмів бортових інерціальних навігаційних систем. На відміну від KF LSTM-мережа здатна апроксимувати нелінійні залежності між динамічними параметрами польоту та похибкою сенсора в умовах нестационарних збурень.

Запропонована методологія динамічного калібрування на базі платформи Стюарта дозволяє ідентифікувати параметри моделі похибок безпосередньо на борту БПЛА і підвищує достовірність навігаційних даних.

Практична цінність дослідження полягає в обґрунтуванні методів, які дозволяють підвищити навігаційну точність та збільшити час безпечного автономного польоту транспортних БПЛА в умовах відсутності сигналів GNSS або у зонах дії РЕБ.

Разом з тим необхідно зазначити, що проведене моделювання базується на спрощеній одновимірній моделі накопичення похибки, яка не враховує ефекти магнітних перешкод, аеродинамічні збурення. Зазначені спрощення визначають напрями для подальших досліджень, які передбачають розробку повної тривимірної моделі похибок ІМУ відповідно до стандарту IEEE Std 1559, верифікацію запропонованих алгоритмів на реальному апаратному забезпеченні та в умовах льотних випробувань, а також дослідження можливості інтеграції запропонованого методу із мультисенсорними системами та баровисотомірами для підвищення точності навігації у повному тривимірному просторі.

### Конфлікт інтересів

Автори заявляють, що у них немає конфлікту інтересів щодо цього дослідження, фінансового, особистого, авторського чи іншого, який міг би вплинути на дослідження та його результати, представлені в цій статті.

### Фінансування

Дослідження проводилося без фінансової підтримки.

### Доступність даних

Рукопис не має пов'язаних даних.

### Використання засобів штучного інтелекту

Автори підтверджують, що не використовували технології штучного інтелекту при створенні представленої роботи.

Усі автори прочитали та погодилися з опублікованою версією рукопису.

### Література

1. *Model-Based Autonomous Navigation with Moment of Inertia Estimation for Unmanned Aerial Vehicles* / H. Mwenegoha, T. Moore, J. Pinchin, M. Jabbar // *Sensors*. - 2019. - Vol. 19, iss. 11. - P. 1-22. DOI: <https://doi.org/10.3390/s19112467>.
2. Кукла, О. Похибки автономної навігації у невеликих безпілотних літальних апаратах та методи їх подолання / О. Кукла // *Випробування та сертифікація*. - 2026. - № 1 (11). - С. 99-107. DOI: <https://doi.org/10.37701/ts.11.2026.11>.
3. *Constrained MEMS-Based GNSS/INS Tightly Coupled System With Robust Kalman Filter for Accurate Land Vehicular Navigation* / D. Wang, Y. Dong, J. Wu et al. // *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. - 2020. - Vol. 69, iss. 7. - P. 5138-5148. DOI: <https://doi.org/10.1109/TIM.2019.2955798>.
4. Shen, C. *Dual-optimization for a MEMS-INS/GPS system during GPS outages based on the cubature Kalman filter and neural networks* / C. Shen, Y. Zhang, J. Liu et al. // *Mechanical Systems and Signal Processing*. - 2019. - Vol. 133. - P. 1-15. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2019.07.003>
5. *Breaking through GNSS outage: advanced stochastic model for MEMS IMU in navigation* / A. Shahrawy, M. A. Shawky, A. M. Soliman et al. // *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. - 2025. - Vol. 18. - P. 1-15. DOI: <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2025.3581379>
6. *Platform Manipulator: State Estimation Using Inertia Sensors and Unscented Kalman Filter* / A. A. Abouelsoud, T. Namerikawa, A. M. R. Fath El Bab, S. A. Maged // *Proceedings of the 2016 3rd International Conference on Information Science and Control Engineering (ICISCE)*. - Beijing, China, 2016. - P. 1136-1140. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICISCE.2016.244>.
7. Titterton, D. H. *Strapdown Inertial Navigation Technology* / D. H. Titterton, J. L. Weston. - 2nd ed. - London: The Institution of Engineering and Technology, 2004. - 558 p. DOI: <https://doi.org/10.1049/PBRA017E>.
8. El-Sheimy, N. *Analysis and Modeling of Inertial Sensors Using Allan Variance* / N. El-Sheimy, H. Hou, X. Niu // *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. - 2008. - Vol. 57, iss. 1. - P. 140-149. DOI: <https://doi.org/10.1109/TIM.2007.908635>.
9. Saboor, A. *Comparison of Madgwick and Kalman Filter Based Orientation Estimation Algorithms for Low-Cost IMUs* / A. Saboor, M. K. Islam, W. Soh // *International Journal of Navigation*

and Observation. - 2020. - Vol. 2020. - P. 1-12.  
DOI: <https://doi.org/10.1155/2020/3945378>.

10. Brossard, M. AI-IMU Dead-Reckoning / M. Brossard, S. Bonnabel, A. Barrau // *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*. - 2020. - Vol. 5, iss. 4. - P. 585-595.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/TIV.2020.2980758>.

11. SciPy 1.0: Fundamental Algorithms for Scientific Computing in Python / P. Virtanen, R. Gommers, T. E. Oliphant et al. // *Nature Methods*. - 2020. - Vol. 17. - P. 261-272.  
DOI: <https://doi.org/10.1038/s41592-019-0686-2>.

12. TensorFlow: Large-Scale Machine Learning on Heterogeneous Systems / M. Abadi, P. Barham, J. Chen et al. // *arXiv preprint*. - 2016. - 19 p  
DOI: [10.48550/arXiv.1603.04467](https://doi.org/10.48550/arXiv.1603.04467).

## References

1. Mwenegoha, H., Moore, T., Pinchin, J., Jabbal, M. Model-Based Autonomous Navigation with Moment of Inertia Estimation for Unmanned Aerial Vehicles. *Sensors*, 2019, vol. 19, iss 11, article no. 2467, pp. 1-22.  
DOI: <https://doi.org/10.3390/s19112467>.

2. Kukla, O. Pohibki avtonomnoyi navigaciyi u nevelikih bezpilotnih litalnih aparatih ta metodi yih podolannya [Autonomous navigation errors in small unmanned aerial vehicles and methods for overcoming them]. *Viprobuvannya ta sertifikaciya - Testing and certification*, 2026, no. 1 (11), pp. 99-107.  
DOI: <https://doi.org/10.37701/ts.11.2026.11>.  
(In Ukrainian).

3. Wang, D., Dong, Y., Wu, J., Southey, R. Constrained MEMS-Based GNSS/INS Tightly Coupled System With Robust Kalman Filter for Accurate Land Vehicular Navigation. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, vol. 69, iss. 7, pp. 5138-5148.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/TIM.2019.2955798>.

4. Shen, C., Zhang, Y., Liu, J., Cao, H., Tang, J., Li, X., Shi, J. Dual-optimization for a MEMS-INS/GPS system during GPS outages based on the cubature Kalman filter and neural networks. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, vol. 133, pp. 1-15.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2019.07.003>.

5. Shahrawy, A., Shawky, M. A., Soliman, A. M., Khan, W. U., Almogren, A., Abdellatif, A. G., Shah, S. T. Breaking through GNSS outage: advanced stochastic model for MEMS IMU in navigation. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2025, vol. 18, pp. 1-15.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2025.3581379>

6. Abouelsoud, A. A., Namerikawa, T., Fath El Bab, A. M. R., Maged, S. A. Stewart Platform Manipulator: State Estimation Using Inertia Sensors and Unscented Kalman Filter. *Proceedings of the 2016 3rd International Conference on Information Science and Control Engineering (ICISCE), Beijing, China*, 2016, pp. 1136-1140. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICISCE.2016.244>.

7. Titterton, D. H., Weston, J. L. *Strapdown Inertial Navigation Technology*. 2nd ed. London, The Institution of Engineering and Technology, 2004. 558 p.  
DOI: <https://doi.org/10.1049/PBRA017E>.

8. El-Sheimy, N., Hou, H., Niu, X. Analysis and Modeling of Inertial Sensors Using Allan Variance. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2008, vol. 57, iss. 1, pp. 140-149.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/TIM.2007.908635>.

9. Saboor, A., Islam, M. K., Soh, W. Comparison of Madgwick and Kalman Filter Based Orientation Estimation Algorithms for Low-Cost IMUs. *International Journal of Navigation and Observation*, 2020, vol. 2020, article ID 3945378, pp. 1-12.  
DOI: <https://doi.org/10.1155/2020/3945378>.

10. Brossard, M., Bonnabel, S., Barrau, A. AI-IMU Dead-Reckoning. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2020, vol. 5, iss. 4, pp. 585-595.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/TIV.2020.2980758>.

11. P. Virtanen, R. Gommers, T. E. Oliphant, M. Haberland, T. Reddy, D. Cournapeau, et al. *SciPy 1.0: Fundamental Algorithms for Scientific Computing in Python*. *Nature Methods*, 2020, vol. 17, pp. 261-272.  
DOI: <https://doi.org/10.1038/s41592-019-0686-2>.

12. Abadi, M., Barham, P., Chen, J., Chen, Z., Davis, A., Dean J. *TensorFlow: Large-Scale Machine Learning on Heterogeneous Systems*. *arXiv preprint*, 2016. 19 p.  
DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1603.04467>.

Надійшла до редакції 19.04.2026, отримано у доопрацьованому вигляді 31.05.2026

Дата ухвалення 15.06.2026, дата публікації 17.06.2026

## ANALYSIS OF INTELLIGENT ERROR CORRECTION METHODS FOR INERTIAL NAVIGATION SYSTEMS OF TRANSPORT UAVs

Oleksandr Kukla

The **subject matter** of the article is the processes of functioning and intelligent error correction of strapdown inertial navigation systems (SINS) for transporting unmanned aerial vehicles (UAVs) under conditions of limited accessibility or complete absence of GNSS signals. The **goal** is to perform a comprehensive systems analysis of instrumental error sources in MEMS sensors and to provide scientific justification for the effectiveness of applying deep machine learning methods combined with dynamic certification technology based on a Stewart

platform to enhance the accuracy and reliability of autonomous navigation. The **tasks** to be solved are: to systematize the main types of errors in micro-electromechanical systems (MEMS) within SINS; to perform a comparative analysis of traditional (Kalman, Madgwick filters) and modern intelligent signal processing methods; to justify the feasibility of transitioning from static calibration procedures to "board-in-the-loop" dynamic certification using precision equipment; and to conduct mathematical modeling of the impact of uncorrected navigation errors on the movement safety of transport UAVs within layered airspace. The **methods** used are: analytical review of scientific sources; inertial navigation theory; synthesis of convolutional (CNN) and recurrent (LSTM) neural network architectures; methods for mathematical modeling of flight kinematics in the Python environment; and methods for dynamic sensor certification using a hexapod (Stewart platform). The following **results** were obtained: a detailed analysis of factors destabilizing MEMS-SINS accuracy was conducted, identifying gyroscope zero-drift, thermal dependence of scale factors, and the impact of vibrational noise from the propulsion system. It was shown that linear filtration models do not achieve sufficient accuracy under high flight dynamics and the complex noise characteristics of low-priced segment sensors. A new concept of dynamic calibration in the "board-in-the-loop" state on the UAV was proposed, enabling consideration of structural elasticity and the specific installation features of a particular vehicle. The technology's hardware foundation is a precision Stewart platform that recreates complex spatial movements with six degrees of freedom and high accuracy, simulating real turbulence and maneuvering using a multidimensional shaping filter. Based on the obtained data, an individual parametric profile (an "error passport") was formed, integrated with adapted neural network correction methods. To assess the criticality of navigation errors, the concept of a "safety corridor" was introduced and tested as an integral indicator of system reliability. **Conclusions.** The scientific novelty of the results obtained is as follows: 1) was established that the integration of dynamic certification technology based on a hexapod and LSTM recurrent networks allows maintaining the UAV within the safety corridor for up to 10–12 minutes of autonomous flight, which is 3–4 times higher than the performance of traditional static calibration methods; 2) was determined that the most promising direction for onboard software development is the use of CNNs for primary noise filtering and LSTMs for time-drift compensation; 3) the practical significance of the research lies in the possibility of ensuring stable autonomous navigation for transport UAVs in Electronic Warfare (EW) environments and during precision logistics operations without GNSS support; 4) the use of Python as an integration environment allowed for the creation of a seamless information loop between the hardware Stewart platform and intelligent data processing algorithms.

**Keywords:** transport UAV; SINS; MEMS sensors; Stewart platform; dynamic calibration; neural networks; LSTM; autonomous navigation; error passport.

**Кукла Олександр Сергійович** – аспірант, кафедра льотної експлуатації та безпеки польотів, Українська державна льотна академія, Кропивницький, Україна.

**Kukla Oleksandr** – Postgraduate Student of the Department of Flight Operations and Flight Safety, Ukrainian State Flight Academy, Kropyvnytskyi, Ukraine,  
e-mail: kukla.os@gmail.com, ORCID: 0009-0008-8444-9062