

В. Б. УСПЕНСЬКИЙ, О. Л. ЛАЩЕНКО

ПІДВИЩЕННЯ ТОЧНОСТІ НАВІГАЦІЙНИХ СИСТЕМ НА ОСНОВІ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ. АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Об'єктом дослідження є гібридні інерціально-супутникові навігаційні системи, які поєднують інерціальну підсистему та приймач сигналів глобальних навігаційних супутникових систем, в умовах тимчасової відсутності сигналів супутникових навігаційних систем або їх спотворень. При постійній наявності супутникових даних гібридні системи демонструють довготривалу високу точність. Але при відсутності або спотворенні супутникових сигналів, на кшталт GPS-спуфінгу, точність визначення координат в системі швидко деградує. Таким чином, предметом дослідження є підвищення точності функціонування гібридних систем у зазначених умовах. Метою дослідження є визначення основних підходів до проблеми підвищення точності інерціально-супутникової навігації та оцінка доцільності їх використання. Особливістю проблеми, що розглядається, є значна невизначеність моделей похибок та зовнішніх перешкод, типів руху. В цих умовах перспективним є залучення нейромережових технологій до вирішення поставленої проблеми. З метою обґрунтованого вибору напрямку розв'язання проблеми проведено аналіз літературних джерел з питань використання штучних нейронних мереж в сучасних системах навігації. Проведено аналіз з боку можливих призначень мережі в навігаційній системі, архітектур мережі, засобів інтеграції в алгоритмічне забезпечення, методологічних та технологічних аспектів проектування та навчання мереж. Зроблено висновок про доцільність інтеграції рекурентної мережі у традиційне алгоритмічне забезпечення гібридних систем для діагностування достовірності супутникових даних з метою ізоляції обчислювального процесу від недостовірних даних; визначені підходи до створення навчальної бази мережі та оцінювання ефективності її використання. Додатково визначена необхідність оптимізації схем корекції параметрів системи за допомогою розширеного фільтра Калмана з метою компенсації похибок інерціальних датчиків. Після визначення спрямованості подальшого дослідження зроблено формальну постановку задачі, наведені математичні моделі, покладені в основу алгоритмів гібридної системи, сфокусовано увагу саме на предмет подальшого дослідження, визначені етапи розв'язку проблеми.

Ключові слова: гібридна інерціально-супутникова навігаційна система, супутникові дані, діагностування достовірності, точність навігації, фільтр Калмана

V. USPENSKYI, O. LASHCHENKO

IMPROVING THE ACCURACY OF NAVIGATION SYSTEMS BASED ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS. PROBLEM ANALYSIS AND PROBLEM STATEMENT

The object of the study is hybrid inertial-satellite navigation systems, which combine an inertial subsystem and a receiver of signals of global navigation satellite systems, in conditions of temporary absence of satellite navigation systems' signals or their distortions. With the constant availability of satellite data, hybrid systems demonstrate long-term high accuracy. But in the absence or distortion of satellite signals, such as GPS spoofing, the accuracy of determining coordinates in the system quickly degrades. Thus, the subject of the study is to increase the accuracy of the functioning of hybrid systems in the specified conditions. The purpose of the study is to determine the main approaches to solve the problem of increasing the accuracy of inertial-satellite navigation and assess the feasibility of their use. A feature of the problem under consideration is the significant uncertainty of error models and external obstacles, types of movement. In these conditions, the involvement of neural network technologies in solving the problem is promising. In order to make a well-founded choice of the direction of solving the problem, an analysis of literary sources on the use of artificial neural networks in modern navigation systems was made. The analysis was conducted from the point of view of possible network assignments in the navigation system, network architectures, means of integration into algorithmic support, methodological and technological aspects of network design and training. A conclusion was made on the feasibility of integrating a recurrent network into traditional algorithmic support of hybrid systems for diagnosing the reliability of satellite data in order to isolate the computational process from unreliable data; approaches to creating a network training base and assessing the effectiveness of its use were determined. Additionally, the need for optimization the system parameter correction schemes using the extended Kalman filter was defined in order to compensate the inertial sensor errors. After the determining the direction of further research, a formal statement of the problem was made, mathematical models were given that formed the basis of the hybrid system algorithms, attention was focused specifically on the subject of further research, and the stages of solving the problem were specified.

Keywords: hybrid inertial-satellite navigation system, GNSS data, reliability diagnosis, navigation accuracy, Kalman filter

Визначення проблеми та аналіз її стану. Як свідчить досвід створення та вдосконалення навігаційного обладнання, який мають автори статті, на сьогодні високоточна навігація є доступною найширшим колам споживачів завдяки використанню глобальних навігаційних супутникових систем (ГНС). Але для управління рухомими об'єктами склад даних, що поступають від ГНС, є недостатнім. Тому в системах управління використовуються так звані гібридні інерціально-супутникові навігаційні системи (ГНС), які серед інших містять інерціальні

датчики (гіроскопи та акселерометри) та приймач сигналів ГНС. В обчислювачі ГНС за спеціальними алгоритмами здійснюється комплексування інерціальної та супутникової інформації. При достовірних супутникових сигналах ГНС завдяки такому комплексуванню демонструють високу довготривалу точність при малих габаритах, масі, енергоспоживанні та вартості. Все це робить ГНС привабливими для повсякденного використання. Але переважна більшість таких систем мають той недолік, що при відсутності або спотворенні сигналів ГНС

© В. Б. Успенський, О. Л. Лащенко 2025

Дослідницька стаття: Цю статтю опубліковано видавництвом НТУ «ХП» у збірнику

«Вісник Національного технічного університету «ХП» Серія: Динаміка та міцність

машин». Ця стаття поширюється за міжнародною ліцензією [Creative Common Attribution](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

(CC BY 4.0). **Конфлікт інтересів:** Автор/и заявив/или про відсутність конфлікту.



точність визначення навігаційних параметрів в ГСНС швидко деградує. Виняток складають унікальні навігаційні системи з високоточною інерціальною частиною. У зв'язку з винятковістю такі системи у статті не розглядаються.

Таким чином, необхідність підвищення точності ГСНС виникає тільки у нештатному режимі її функціонування і пов'язана з досить тривалою відсутністю супутникових сигналів взагалі або з їх природнім або штучним спотворенням. При цьому відсутність або так зване глушіння ГНС-сигналів є явним, контрольованим фактором і супроводжується автоматичним переходом ГСНС в автономний режим роботи тільки за інерціальними вимірами без будь-якої корекції від ГНС. Другий фактор, відомий, як GPS-спуфінг, є набагато небезпечнішим, тому що може спотворити вихідні навігаційні параметри так, що вони будуть правдоподібні, але далекі від істинних. Цей фактор зазвичай важко розпізнати та своєчасно заблокувати недостовірну супутникову інформацію.

На практиці забезпечують підвищення точності у нештатних умовах функціонування ГСНС такими шляхами: використанням високоточних інерціальних датчиків великої вартості; ідентифікацією моделі похибок інерціальних датчиків під час штатної роботи ГСНС з подальшою компенсацією похибок при автономній роботі; заміною некоректних ГНС-даних штучно прогнозованими значеннями; використанням додаткових джерел інформації, як то мапа магнітного поля Землі, засоби технічного зору і т.і. При використанні будь-якої з названих стратегій необхідно здійснювати постійний контроль ГНС-даних, щоб своєчасно розпочати їх блокування та перехід до автономного режиму. Такий контроль будемо називати діагностуванням достовірності ГНС-даних, метою якого є підтвердження відповідності отриманих супутникових даних апріорній моделі їх похибок. Спроби такого діагностування на основі найпростіших критеріїв завжди здійснюються у програмному забезпеченні ГСНС. До таких критеріїв відносяться перевірка на діапазон, на гладкість, на несуперечливість. Якщо залучити ще й інерціальні виміри, то можна контролювати ГНС-дані за зміною кутових параметрів траєкторії. Але у випадку GPS-спуфінгу всі ці засоби не забезпечують надійного виявлення факту спотворення ГНС-даних, а в інших випадках можуть тривалий час хибно виявляти спотворення і заблокувати супутникову корекцію так, що ГСНС накопичить велику похибку і не повернеться у штатний режим функціонування навіть при сприятливих умовах. Ця проблема – проблема спуфінгу, є вельми актуальною і вона є центральною у нашому дослідженні. У [1] узагальнюються різні методи боротьби із впливом GPS-спуфінгу, і, як розвиток, пропонується метод за рахунок геометричних обмежень антенного пристрою. У [2,3] пропонуються принципово інші методи боротьби, пов'язані із використанням ШНМ з генетичним алгоритмом або наземних корегуючих станцій. Більшість публікацій пов'язує розв'язок цієї проблеми

тільки у межах приймача ГНС-сигналів, і це є великим недоліком. На відміну від більшості публікацій ми пропонуємо: використовувати надлишкову інформаційну систему (ГНС та ІНС); подальший розвиток фільтру Калмана як основного засобу комплексування; інтеграцію з ШНМ, для навчання якої використовується надлишковий склад інформації (виміри інерціальних датчиків, результат інерціальної навігації, виміри GPS). Практичне значення цих впроваджень полягає у підвищенні ймовірності виявлення недостовірної інформації. Але при цьому можливе підвищення ймовірності хибного блокування, для зменшення якого нами планується удосконалення ФК у частині адаптації та компенсації похибок датчиків.

Таким чином, для пошуку розв'язку поставленої проблеми необхідно, по-перше, визначити ефективні методи покращення точності роботи ГСНС в автономному режимі; по-друге, забезпечити надійний контроль достовірності та блокування ГНС-даних. При цьому важливо, щоб при зникненні перешкод відповідне блокування в системі було припинено для того, щоб повернути її у стан повної функціональності.

Особливістю поставленої проблеми є значна невизначеність та нестаціонарність моделей похибок; різноманітні траєкторії руху, які зумовлюють більшу або меншу впливовість супутникової інформації на процес корекції; різні типи та характеристики перешкод. В цих умовах неможливо запропонувати єдиний алгоритм для всіх об'єктів. Тому важливо передбачити механізм адаптації алгоритму до конкретних умов експлуатації. Все це орієнтує авторів статті на аналіз можливості та доцільності використання у складі програмно-математичного забезпечення ГСНС штучних нейронних мереж (ШНМ) із притаманним їм процесом самонавчання.

Таким чином, з точки зору розв'язання поставленої проблеми з врахуванням великої невизначеності моделей процесу інтерес становлять нейромережіві технології забезпечення якості навігації. Це є новий для нас напрям дослідження. Тому проведемо аналіз джерел про стан цього питання. Для об'єктивного обрання такої технології розглянемо ключові проблеми, що вирішуються застосуванням штучних нейронних мереж в задачах навігації БПЛА.

Низка ключових завдань у сфері гібридної навігації, що вирішується за допомогою ШНМ, може бути описана за такими ознаками.

За призначенням.

1). ШНМ використовується, як джерело псевдо ГНС-даних, які в умовах відсутності сигналів від ГНС імітують оновлення супутникових сигналів [4]. Навчання таких ШНМ проводиться на основі вимірів інерціальних датчиків та попередніх вимірювань ГНС. Прогнозні псевдо ГНС-дані з вихода мережі подаються до фільтру Калмана, як звичайні супутникові виміри. Стверджується, що використання цього підходу знижує накопичення похибки ГСНС в автономному режимі. Так, наприклад, гібридна навігаційна система без фактичних супутникових

сигналів працювала 640 с та забезпечила середньоквадратичні помилки кутового положення та лінійної швидкості на рівні $1,36^\circ$ та $1,06$ м/с відповідно. Сукупна помилка координат склала 162 м.

2). ШНМ використовується для моделювання похибок датчиків та згладжування шуму [5]. Перевагою такого підходу є те, що поряд з лінійними складовими помилок мережа добре порадиться і з нелінійними. Врешті решт отримана нейромережева модель використовується для прогнозу та компенсації фактичних похибок інерціальних вимірів. До того ж в процесі навчання мережа згладжує природні шуми датчиків. Хоча ці застосування ШНМ і не стосуються саме сценаріїв відмов ГНСС, вони сприяють загальному підвищенню точності обчислення навігаційних параметрів, в тому числі в автономному режимі.

За архітектурою ШНМ. Еволюція методів корекції похибок у навігаційних системах у першу чергу здійснювалась через розвиток архітектури мереж. Серед архітектур можна виділити наступні:

1). *Багатошаровий перцептрон* [6]. Такі моделі прості у реалізації, однак не мають вбудованої пам'яті про послідовності попередніх станів, що обмежує їхню здатність відображати часову природу накопичення похибки ІНС. Тим самим вони поступаються за точністю рекурентним мережам, що здатні більш точно відображати та відтворювати часові закономірності;

2). *Мережі з радіальною базисною функцією* [7]. Це неглибокі нейронні мережі, які тестувалися для прогнозування похибок ІНС під час втрати сигналу GPS. Такі мережі здатні забезпечити прийнятну точність при короткочасному зникненні сигналу. Проте, як і попередні моделі, вони не враховують послідовність у часі та потребують ретельного налаштування на нові дані;

3). *Рекурентні нейронні мережі (РНМ)* [8]. Вони стали найпоширенішими архітектурами для задач навігації завдяки своїй здатності моделювати часові залежності в даних. Використовуються дві різновидності РНМ: LSTM (Long Short-Term Memory) та GRU (Gated Recurrent Unit). Мережі LSTM мають спеціальні комірки пам'яті та механізми керування інформаційними потоками, що дає змогу навчатися довгостроковим залежностям. Ці мережі використовуються для послідовного прогнозування навігаційних станів або помилок. Мережа GRU є спрощеним варіантом РНМ, навчається швидше та дозволяє робити доволі якісні передбачення, але за меншої обчислювальної складності, ніж класична РНМ. Завдяки цьому GRU вважається перспективними для систем, які працюють у реальному часі з обмеженими обчислювальними ресурсами. У сучасних алгоритмах LSTM або GRU виступають основним модулем для передбачення помилок інерціальної підсистеми або прогнозування ГНСС-даних під час перерв у сигналах;

4). *Згорткові нейронні мережі (ЗНМ)* [9]. ЗНМ в навігації застосовуються переважно для попередньої обробки та вилучення ознак із сирих даних

інерціальних датчиків. В деяких випадках використовують одновимірні згортки до часових рядів даних з інерціального блоку, щоб автоматично виконувати фільтрацію шуму або виявлення ознак руху перед подачею послідовності до РНМ. В [10] доведено, що ЗНМ добре пораються з локальними закономірностями та шумами, що дозволяє далі рекурентним шарам ефективніше навчатися;

5). *Механізми уваги та гібридні архітектурні моделі*. Найновіші архітектури включають передові методи глибокого навчання, такі як шари уваги. В [11,12] досліджено двонаправлені LSTM із механізмом уваги, які поєднують обробку послідовності як у прямому, так і в зворотному напрямках — що особливо корисно для подальшого аналізу або згладжування. Такі гібридні глибокі архітектури, що поєднують ЗНМ, РНМ і механізми уваги, вважаються високоефективним підходом у навігації, оскільки дають змогу одночасно обробляти просторову, часову та контекстну інформацію. Вони перевершують окремі моделі, хоча вимагають більшої обчислювальної потужності.

За місцем в алгоритмах комплексування інформації в ГСНС, ШНМ виконують функцію *додаткового* або *основного* джерела комплексування.

1). Комплексування на основі слабо зв'язаної інтеграції [13] полягає у тому, що нейронна мережа виконує роль допоміжного модуля, а не замінює всю навігаційну систему. Якщо ГНСС-дані доступні, мережа навчається на вимірах інерціального блоку та супутникових даних. Коли сигнал ГНСС зникає, ШНМ генерує псевдо ГНСС-дані, які потім об'єднуються з ІНС за допомогою фільтру Калмана. Це підсилює стійкість класичного алгоритму інтеграції та не містить необхідності суттєво змінювати його структуру;

2). При використанні ШНМ, як основного джерела, передбачається повне покладання на мережу, яка приймає на вхід сирі або мінімально оброблені дані інерціальних датчиків і безпосередньо видає об'єднане навігаційне рішення [14]. Теоретично, достатньо потужна ШНМ здатна оцінити поточний стан об'єкту на основі попередніх даних з акселерометрів, гіроскопів, динаміки координат та періодичних оновлень від ГНСС. Але на практиці повністю замінити класичні математичні методи комплексування даних "чорними скриньками", згенерованими ШНМ, наразі є проблематичним, бо рекурентний характер навігаційних обчислювань потребує дуже високої точності, яку не може забезпечити нейронна мережа. Саме тому більшість успішних рішень на практиці використовують гібридні структури, в яких ШНМ працює разом із фільтром або іншою класичною моделлю.

За формою інтеграції ШНМ в програмно-математичне забезпечення ГСНС. У програмно-математичному забезпеченні ГСНС у якості основного інструменту для інтеграції ІНС з ГНСС зазвичай використовується фільтр Калмана (ФК) та його модифікації. У сучасних навігаційних системах до цього додається ще й блок ШНМ. Можна виділити

різні варіанти такої інтеграції: 1). *Фільтр Калмана з підтримкою ШНМ*. ШНМ працює паралельно з фільтром Калмана або вбудовується всередину нього. Вихідні дані ШНМ використовуються, як вхідні вимірювання у ФК [4]; 2). *Налаштування фільтру на основі навчання*. ШНМ використовується для налаштування параметрів фільтру Калмана в реальному часі [5]. Таким чином, переваги класичних методів оцінки за допомогою ФК об'єднуються з методами навчання ШНМ. При цьому ШНМ охоплює аспекти системи, які складно формалізувати через невизначеність, а фільтр Калмана забезпечує фізичну узгодженість та спостережуваність оцінки вектору стану; 3). *Навчання ваг ШНМ за допомогою фільтру Калмана*. У [15] описано підхід, який полягає у використанні фільтру Калмана не лише як оцінювача, а як засобу навчання ШНМ. У цьому підході параметри ШНМ включаються до вектора стану і ФК коригує їх за умов мінімізації сукупних навігаційних помилок.

Метрологічні та технологічні аспекти проектування ШНМ. У роботах, що досліджують застосування ШНМ в навігаційних системах, використовуються різноманітні дані: готові дані з публічних джерел, зібрані спеціально для навчання й тестування моделей; симульовані дані; власні дані, зібрані під час руху БПЛА; реальні польотні траєкторії з навмисно закладеними ділянками без ГНСС. Основними критеріями оцінювання використання ШНМ є метрики точності навігації. Найважливіша – позиційна похибка, зазвичай у вигляді середньоквадратичної помилки RMSE (Root Mean Square Error) за весь період відключення [4].

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (1)$$

де:

n – кількість спостережень,

y_i – реальне (спостережуване) значення,

\hat{y}_i – прогнозоване (розраховане) значення,

$(y_i - \hat{y}_i)$ – похибка.

Інша поширена форма – відсоткове покращення відносно базового методу. Наприклад, відсоток покращення точності положення або відсоток зменшення похибки у порівнянні з найкращим попереднім методом. Додаткові метрики включають: середню абсолютну похибку [16], похибку швидкості, похибку визначення кутів, швидкість росту похибки при втраті ГНСС-даних.

У всіх дослідженнях архітектура ГІСНС з ШНМ порівнюється з системами інтеграції ІНС/ГНСС тільки на основі фільтру Калмана. Щоб обґрунтувати вибір архітектури, проводяться порівняння між різними архітектурами ШНМ [17]. Під час порівняння архітектур додатково враховуються, як швидко стабілізується рішення після втрати сигналу, обчислювальне навантаження, тривалість та обсяг навчання. Взагалі методика порівняння зводиться до демонстрації того, що в умовах переривання ГНСС-даних навігаційне рішення з підтримкою ШНМ краще

наближається до істинної траєкторії руху, ніж при використанні традиційних підходів без ШНМ [5].

Основні висновки та рекомендації по аналізу стану проблеми використання ШНМ в ГІСНС. В процесі дослідження досвіду використання ШНМ для покращення стійкості ГІСНС можна зробити висновок, що в умовах з відсутністю ГНСС-даних навігаційні системи з ШНМ здатні покращити розрахунок точних навігаційних параметрів [5]. Системи з ШНМ можуть зберігати точність швидкості на рівні 1 м/с та положення на рівні 1,36° протягом десяти хвилин повної відсутності супутникового сигналу [4], в той час як традиційна ГІСНС накопичує похибку на десятки метрів. Для руху БПЛА це означає можливість тривалого автономного польоту у відсутності сигналу ГНСС. Крім того, саме значення тривалості такого автономного польоту може ставати додатковим критерієм оцінки надійності ГІСНС.

Часова природа помилок ІНС вимагає більш складних архітектурних моделей ШНМ, які враховують часові залежності [4]. Аналіз літератури показав, що рекурентні мережі виявилися набагато точнішими, ніж багатопарові перцептрони, оскільки краще навчаються в умовах змінних типів руху [5]. Серед рекурентних РНМ GRU часто перевершують LSTM, забезпечуючи схожу точність за меншої кількості параметрів і вищої швидкості навчання [9]. Це робить їх особливо привабливими для реалізації в реальному часі. Також ефективним є впровадження гібридних архітектур – поєднання ЗНМ для попереднього вилучення локальних ознак і фільтрації шуму з рекурентною нейронною мережею та факторграфом [18], що дозволяє полегшити навчання останньої. Механізми уваги дозволяють враховувати довготривалі залежності та контекст, хоч це і створює додаткове навантаження.

З точки зору практичної реалізації поєднання ШНМ з класичними алгоритмами оцінки стану – фільтром Калмана, виглядає сьогодні найбільш доречним. Здатність мереж генерувати тривалий час якісні оцінки навігаційних параметрів поки що виглядає сумнівною, але ШНМ надає змогу відфільтрувати аномальну інформацію та гарантує фізичну обґрунтованість. Причому це може працювати в обидва боки – ФК може відфільтрувати погані оцінки мережі, якщо мережа прогнозує параметри руху. Але здається більш доречним, щоб мережа, навпаки, діагностувала недостовірні ГНСС-дані та блокувала їх використання у ФК.

Виходячи зі статей, сьогодні маємо велику кількість позитивних результатів застосування ШНМ у навігації ІНС/ГНСС [5]. Зокрема мережі використовуються для моделювання складних похибок, вони забезпечують стійкість до збоїв датчиків та доповнюють класичні методи без зменшення їхньої надійності. Але для тривалої роботи навігаційної системи у нештатному режимі, на наш погляд, необхідно за допомогою ФК забезпечити якісну адаптацію компенсуючих моделей похибок

інерціальних датчиків, а ШНМ повинна виступати у якості допоміжного модуля і виконувати діагностування достовірності ГНСС-даних. В такому поєднанні задача адаптації моделей похибок та створення нейромережевого класифікатору ГНСС-даних у гібридній інерціально-супутниковій системі є актуальною та доцільною.

Постановка задачі підвищення точності ГНСС. Об'єктом дослідження є гібридна інерціально-супутникова навігаційна система, що розташована на рухомому об'єкті, та яка за вимірами інерціальних датчиків: гіроскопів та акселерометрів, та інформації з приймача сигналів ГНСС шляхом обчислення визначає поточні координати, швидкість та орієнтацію об'єкту.

Для формалізації задачі введемо дві прямокутні системи координат (СК): $\{\Gamma\}$ – геоцентрична інерціальна система координат, в момент вмикання системи співпадає із стандартною СК WGS-84 [19]; $\{X\}$ – пов'язана із навігаційною системою СК, вісі якої паралельні осям чутливості гіроскопів та акселерометрів. СК $\{X\}$ на відміну від СК $\{\Gamma\}$ рухається і обертається разом з об'єктом, на якому розміщена навігаційна система. Акселерометри та гіроскопи із заданою періодичністю вимірюють відповідно $\bar{a}_{\{X\}}^*$ – вектор уявного прискорення в проєкціях на осі СК $\{X\}$ та $\bar{\omega}_{\{X\}}^*$ – вектор абсолютної кутової швидкості в проєкціях на осі СК $\{X\}$.

Для визначення координат та швидкості об'єкту в ГНСС здійснюється чисельне інтегрування у реальному часі рівнянь:

$$\dot{\bar{R}}_{\{\Gamma\}}(t) = \bar{V}_{\{\Gamma\}}(t), \quad (2)$$

$$\dot{\bar{V}}_{\{\Gamma\}}(t) = \bar{a}_{\{\Gamma\}}(t) + \bar{g}_{\{\Gamma\}}^M(\bar{R}), \quad (3)$$

в яких

t – поточний час, який відрховується з моменту вмикання ГНСС;

$\bar{R}_{\{\Gamma\}}$ – радіус-вектор з початком в центрі Землі і кінцем – в точці розміщення ГНСС, в проєкціях на вісі СК $\{\Gamma\}$;

$\bar{V}_{\{\Gamma\}}$ – вектор швидкості руху відносно СК $\{\Gamma\}$ в проєкціях на вісі тієї ж СК;

$\bar{a}_{\{\Gamma\}}$ – уявне прискорення в проєкціях на вісі СК $\{\Gamma\}$;

$\bar{g}_{\{\Gamma\}}^M$ – модельне значення гравітаційного прискорення, яке обчислюється за певною моделлю. Воно є функцією від радіус-вектора \bar{R} .

Вектор $\bar{a}_{\{\Gamma\}}$ визначається через виміри акселерометрів формулою

$$\bar{a}_{\{\Gamma\}} = (2\lambda_0^2 - 1)\bar{a}_{\{X\}}^* + 2\lambda_0(\bar{\lambda} \times \bar{a}_{\{X\}}^*) + (\bar{\lambda}, \bar{a}_{\{X\}}^*)\bar{\lambda} \quad (4)$$

в якій $\lambda_0, \bar{\lambda} \triangleq (\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3)$ – чотири параметри Родріга-Гамільтона, що описують поточну орієнтацію СК $\{X\}$ відносно СК $\{\Gamma\}$ і, у свою чергу, обчислюються шляхом інтегрування рівнянь

$$\dot{\lambda}_0 = -\frac{1}{2}(\lambda_1\omega_1 + \lambda_2\omega_2 + \lambda_3\omega_3), \quad (5)$$

$$\dot{\lambda}_1 = \frac{1}{2}(\lambda_0\omega_1 + \lambda_2\omega_3 - \lambda_3\omega_2), \quad (6)$$

$$\dot{\lambda}_2 = \frac{1}{2}(\lambda_0\omega_2 + \lambda_3\omega_1 - \lambda_1\omega_3), \quad (7)$$

$$\dot{\lambda}_3 = \frac{1}{2}(\lambda_0\omega_3 + \lambda_1\omega_2 - \lambda_2\omega_1), \quad (8)$$

в яких $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ – компоненти вектора $\bar{\omega}_{\{X\}}^*$.

Таким чином, розв'язок задачі інерціальної навігації здійснюється через чисельне інтегрування за допомогою спеціальних методів рівнянь (2), (3), (5)-(8) з врахуванням (4) та поточних вимірів гіроскопів та акселерометрів. Початкові значення змінних визначається внаслідок спеціального режиму початкової виставки ГНСС і є відомим.

Рішення даної задачі має таку особливість, що похибки вимірів датчиків та методична похибка ведуть до накопичення похибок визначення координат та швидкості. Для запобігання цього ефекту в ГНСС використовується періодична корекція вектору стану за вимірами радіус-вектору \bar{R}^G та вектору швидкості \bar{V}^G , які поступають від приймача сигналів ГНСС. Корекція стану реалізується через узагальнений фільтр Калмана [20].

Пропонується майбутнє вдосконалення цього алгоритму, пов'язане із використанням нейромережі для визначення достовірності ГНСС-даних. З врахуванням такого вдосконалення, алгоритм використання ФК у дискретній формі набуває вигляду:

1. Для чергового моменту часу t_k робиться прогноз оцінок вектору стану ФК за формулою

$$\hat{x}_k^- = F(\hat{x}_{k-1}) \quad (9)$$

та прогноз коваріаційної матриці похибок оцінки вектору стану

$$P_k^- = \Phi_{k-1} \cdot P_{k-1} \cdot \Phi_{k-1}^T + W \cdot \bar{Q} \cdot W^T, \quad (10)$$

де

k – номер моменту дискретного часу;

\hat{x}_k^- – оцінка вектору стану фільтру в момент часу

t_k , яка містить оцінки радіус-вектору, вектору швидкості та незалежних параметрів орієнтації;

$F(\hat{x}_{k-1})$ – вектор-функція, яка складається в правих частин рівнянь (1), (2), (5)-(7), в яку підставлені значення вектору оцінок для моменту часу t_{k-1} ;

P_{k-1} – апостеріорна оцінка коваріаційної матриці;

$\Phi_{k-1} = \frac{\partial F}{\partial x} \Big|_{t=t_{k-1}}$ – якобіан системи;

W – матриця, яка відображає лінійну залежність вектору стану від наявних шумів;

\bar{Q} – матриця дисперсій дискретного шуму, що входить у модель системи;

2. Якщо для моменту часу t_k виміри $z_s = (\bar{R}^G, \bar{V}^G)$ відсутні, то покладаємо $\hat{x}_k = \hat{x}_k^-$, $P_k = P_k^-$, збільшуємо k та повертаємось до пункту 1.

3. Якщо $t_k = t_s$, тобто виміри від ГНСС є, тоді за допомогою ШНМ визначаємо достовірність отриманих від приймача ГНСС-даних. Якщо нейромережевий класифікатор визначає недостовірність даних, повертаємось до пункту 2, вважаючи, що даних немає. У випадку, коли визначено, що дані достовірні, проводиться корекція прогнозованого вектору стану за формулами

$$K = P_k^- \cdot H^T \cdot (H \cdot P_k^- \cdot H^T + \mathfrak{R})^{-1}, \quad (11)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K \cdot (z_s - H \cdot \hat{x}_k^-), \quad (12)$$

та обчислюється апостеріорна коваріаційна матриця похибок оцінок для наступного кроку

$$P_k = (E - K \cdot H) \cdot P_k^-, \quad (13)$$

де

K – матриця коефіцієнтів посилення ФК;

H – відома матриця вимірів;

\mathfrak{R} – матриця дисперсій шумів вимірів.

Далі збільшуємо k та повертаємось до пункту 1. Кінець роботи алгоритму співпадає із закінченням сеансу роботи системи.

Таким чином, задача подальшого дослідження полягає у наступному. Необхідно розробити та дослідити штучну нейронну мережу, яка після навчання визначатиме достовірність поточних ГНСС-даних. Вона повинна ефективно працювати як в умовах великих спотворень ГНСС-даних, так і в умовах GPS-спуфінгу. Додатково необхідно реалізувати розширений ФК, додавши до вектору стану фільтру невідомі похибки інерціальних датчиків, визначити оптимальну схему корекції та обґрунтувати вибір матриць \hat{Q} , \mathfrak{R} та P_0 з метою покращення точності роботи алгоритмів ГІСНС в автономному режимі.

Як свідчить проведений аналіз літератури, такий підхід до розв'язання проблеми підвищення точності ГІСНС є перспективним [21]. На даному етапі дослідження пропонується використати рекурентну ШНМ [8], яка після навчання визначатиме достовірність супутникових даних. Покращення точності поклададимо на оптимізацію схеми корекції за алгоритмом розширеного ФК. Критерієм ефективності вважатимемо середню та максимальну похибку формування поточних координат системи у нештатній ситуації [7]. У якості еталону вважатимемо штатне функціонування ГІСНС, тобто роботу системи з постійною корекцією від достовірних ГНСС-даних. Дані для навчання та дослідження планується отримувати шляхом комп'ютерного моделювання із врахуванням доданих похибок датчиків та сценаріїв супутникової обстановки.

Розв'язок поставленої проблеми передбачає вирішення таких задач:

1. Генерація ідеальних та збурених вимірів інерціальних датчиків - створення моделюючих програм для завдання моделі руху об'єкту, з врахуванням спостережуваності похибок інерціальних датчиків. Умови руху будуть передбачати різноманітні динамічні режими – набір швидкості, кутові маневри по курсу, тангажу, крену.

2. Створення еталонного алгоритму ГІСНС на основі алгоритмів інерціальної навігації та розширеного фільтру Калмана для комплексування із супутниковою інформацією.

3. Генерація масиву навчальних даних, що містять як достовірні, так і не достовірні виміри ГНСС. При цьому будуть враховані 2 типу збурень: 1) глушіння сигналу (jamming) – в цьому випадку дані від приймача будуть відсутні; 2) спуфінг (spoofing) – імітування правдоподібних сигналів. Решта відомих збурень GPS-даних або враховується в приймачі та відображається у вигляді погіршення прогнозу середньо-квадратичних похибок (у випадку погіршення геометричного фактору, іоносферних, тропосферних затримок, тощо), або проявляють себе, як глушіння або імітування сигналу (у випадку багатопронемовіть або обмеження радіовидимості.). Поріг достовірності вимірів ГНСС встановлюється на основі апріорі відомих показників похибок приймача. В цих умовах недостовірними вважаються такі дані, фактичне відхилення яких від спрогнозованих перевищує встановлений поріг достовірності.

4. Визначення інтерфейсу рекурентної ШНМ, що розроблюється, вибір та дослідження прийнятної архітектури. Розрахунок необхідної пам'яті, аналіз вимог до технічного устаткування на даному етапі роботи, до реалізації ШНМ, не проводиться.

5. Адаптація методів навчання до конкретної задачі та проведення навчання.

6. Оцінка роботи створеної розширеної ГІСНС у нештатних ситуаціях та формування рекомендацій щодо покращення роботи.

Висновки по статті. На підставі розгорнутого аналізу стану використання ШНМ в сучасних навігаційних системах визначені основні методичні, метрологічні та технологічні напрями розв'язку актуальної проблеми підвищення точності ГІСНС в умовах відсутності вимірів ГНСС. Визначено, що недостатньо уваги приділяється аспекту діагностування достовірності супутникової інформації в умовах штучних спотворень. Сформульовано задачу вдосконалення алгоритмів інерціально-супутникових навігаційних систем у напрямі поєднання традиційних моделей та алгоритмів з нейромережевою моделлю для діагностування достовірності ГНСС-даних. Очікується, що такий підхід забезпечить підвищення точності функціонування ГІСНС у цілому за рахунок блокування корекції від недостовірної супутникової інформації. Наведено етапи розв'язку поставленої задачі.

Список літератури

1. Liu S., Cheng X., Yang H., Shu Y., Weng X., Guo P., Zeng K., Wang G., Yang Y. Stars Can Tell: A Robust Method to Defend against GPS Spoofing Attacks using Off-the-shelf Chipset // *Proceedings of the 30th USENIX Security Symposium (USENIX Security)*. – 2021. – URL: <https://www.usenix.org/conference/usenixsecurity21/presentation/liu-shinan>.
2. Al-Sabbagh A., El-Bokhary A., El-Koussa S., Jaber A., Elkhodr M. Enhancing UAV Security Against GPS Spoofing Attacks Through a Genetic Algorithm-Driven Deep Learning Framework // *Information*. – 2025. – Vol. 16. – No. 2. – P. 115. – <https://doi.org/10.3390/info16020115>
3. Wang F., Hong Y., Ban X. Infrastructure-Enabled GPS Spoofing Detection and Correction // *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. – 2023. – Vol. 24. – No. 12. – P. 13878–13892. – <https://doi.org/10.1109/TITS.2023.3298785>
4. Wang Z., Shen X., Li J., Li J., Wu X., Yang Y. Enhancing integrated navigation with a self-attention LSTM hybrid network for UAVs in GNSS-denied environments // *Drones*. – 2025. – Vol. 9. – No. 4. – P. 279. – DOI: <https://doi.org/10.3390/drones9040279>
5. Jwo D.-J., Biswal A., Mir I. A. Artificial neural networks for navigation systems: A review of recent research // *Applied Sciences*. – 2023. – Vol. 13. – No. 7. – P. 4475. – <https://doi.org/10.3390/app13074475>
6. Wang G., Xu X., Yao Y., Tong J. A novel BPNN-based method to overcome the GPS outages for INS/GPS system // *IEEE Access*. – 2019. – Vol. 7. – P. 82134–82143. – <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2922212>
7. Liu H., Li K., Fu Q., Yuan L. Research on Integrated Navigation Algorithm Based on Radial Basis Function Neural Network // *Journal of Physics: Conference Series*. – 2021. – Vol. 1961. – P. 012031. – <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1961/1/012031>
8. Jozefowicz R., Zaremba W., Sutskever I. An Empirical Exploration of Recurrent Network Architectures // *Proceedings of the 32nd International Conference on Machine Learning*. – 2015. – P. 2342–2350. – URL: <https://proceedings.mlr.press/v37/jozefowicz15.html>
9. Convolutional Neural Networks [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.baeldung.com/cs/ai-convolutional-neural-networks>. – Дата звертання : 30 листопада 2025.
10. O'Shea K., Nash R. An Introduction to Convolutional Neural Networks // arXiv preprint arXiv:1511.08458. – 2015.
11. Dai W., Han H., Wang J., Xiao X., Li D., Chen C., Wang L. Enhanced CNN-BiLSTM-Attention model for high-precision integrated navigation during GNSS outages // *Remote Sensing*. – 2025. – Vol. 17. – No. 9. – P. 1542. – <https://doi.org/10.3390/rs17091542>
12. Xue Y., Chen W. Multi-Agent Deep Reinforcement Learning for UAVs Navigation in Unknown Complex Environment // *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*. – 2023. – Vol. 9. – P. 2290–2303. – <https://doi.org/10.1109/TIV.2023.3298292>
13. Tian S., Wang C., Gong X., Wu Y., Rao J., Huang D. Hybrid deep learning-assisted multi-mode measurements compensation for GNSS/INS loosely-coupled integration in different GNSS challenging environments // *Advances in Space Research*. – 2025. – <https://doi.org/10.1016/j.asr.2025.03.073>
14. Taghizadeh S., Safabakhsh R. An Integrated INS/GNSS System With an Attention-Based Deep Network for Drones in GNSS Denied Environments // *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*. – 2023. – Vol. 38. – P. 14–25. – <https://doi.org/10.1109/MAES.2023.3266180>
15. Yang Y., Wang X., Zhang N., Gao Z., Li Y. Artificial neural network based on strong track and square root UKF for INS/GNSS intelligence integrated system during GPS outage // *Sensors*. – 2024. – Vol. 24. – No. 4. – P. 1151. – <https://doi.org/10.1038/s41598-024-64918-4>
16. Kanhere A. V., Gupta S., Shetty A., Gao G. Improving GNSS positioning using neural-network-based corrections // *NAVIGATION: Journal of the Institute of Navigation*. – 2022. – Vol. 69. – No. 4. – <https://doi.org/10.33012/navi.548>
17. Cao Y., Bai H., Jin K., Zou G. A GNSS/INS integrated navigation algorithm based on PSO-LSTM in satellite rejection // *Electronics*. – 2023. – Vol. 12. – No. 13. – P. 2905. – <https://doi.org/10.3390/electronics12132905>
18. Zhao H., Liu F., Chen W. A method for assisting GNSS/INS integrated navigation system during GNSS outage based on CNN-GRU and factor graph // *Applied Sciences*. – 2024. – Vol. 14. – No. 18. – P. 8131. – DOI: <https://doi.org/10.3390/app14188131>
19. WGS84 [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://uk.wikipedia.org/wiki/WGS84>. – Дата звертання : 15 грудня 2025.
20. Zhang X., Mu X., Liu H., He B., Yan T. Application of Modified EKF Based on Intelligent Data Fusion in AUV Navigation // *IEEE Underwater Technology (UT)*. – Kaohsiung, Taiwan, 2019. – <https://doi.org/10.1109/UT.2019.8734414>
21. Wang C.-Z., Kong L.-W., Jiang J., Lai Y.-C. Machine learning-based approach to GPS antijamming // *GPS Solutions*. – 2021. – Vol. 25. – P. 115. – <https://doi.org/10.1007/s10291-021-01154-7>

References (transliterated)

1. Liu S., Cheng X., Yang H., Shu Y., Weng X., Guo P., Zeng K., Wang G., Yang Y. Stars Can Tell: A Robust Method to Defend against GPS Spoofing Attacks using Off-the-shelf Chipset // *Proceedings of the 30th USENIX Security Symposium (USENIX Security)*. – 2021. – URL: <https://www.usenix.org/conference/usenixsecurity21/presentation/liu-shinan>.
2. Al-Sabbagh A., El-Bokhary A., El-Koussa S., Jaber A., Elkhodr M. Enhancing UAV Security Against GPS Spoofing Attacks Through a Genetic Algorithm-Driven Deep Learning Framework // *Information*. – 2025. – Vol. 16. – No. 2. – P. 115. – <https://doi.org/10.3390/info16020115>
3. Wang F., Hong Y., Ban X. Infrastructure-Enabled GPS Spoofing Detection and Correction // *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. – 2023. – Vol. 24. – No. 12. – P. 13878–13892. – <https://doi.org/10.1109/TITS.2023.3298785>
4. Wang Z., Shen X., Li J., Li J., Wu X., Yang Y. Enhancing integrated navigation with a self-attention LSTM hybrid network for UAVs in GNSS-denied environments // *Drones*. – 2025. – Vol. 9. – No. 4. – P. 279. – <https://doi.org/10.3390/drones9040279>
5. Jwo D.-J., Biswal A., Mir I. A. Artificial neural networks for navigation systems: A review of recent research // *Applied Sciences*. – 2023. – Vol. 13. – No. 7. – P. 4475. – <https://doi.org/10.3390/app13074475>
6. Wang G., Xu X., Yao Y., Tong J. A novel BPNN-based method to overcome the GPS outages for INS/GPS system // *IEEE Access*. – 2019. – Vol. 7. – P. 82134–82143. – <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2922212>
7. Liu H., Li K., Fu Q., Yuan L. Research on Integrated Navigation Algorithm Based on Radial Basis Function Neural Network // *Journal of Physics: Conference Series*. – 2021. – Vol. 1961. – P. 012031. – <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1961/1/012031>
8. Jozefowicz R., Zaremba W., Sutskever I. An Empirical Exploration of Recurrent Network Architectures // *Proceedings of the 32nd International Conference on Machine Learning*. – 2015. – P. 2342–2350. – URL: <https://proceedings.mlr.press/v37/jozefowicz15.html>
9. Convolutional Neural Networks [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.baeldung.com/cs/ai-convolutional-neural-networks>. – Дата звертання : 30 листопада 2025.
10. O'Shea K., Nash R. An Introduction to Convolutional Neural Networks // arXiv preprint arXiv:1511.08458. – 2015.
11. Dai W., Han H., Wang J., Xiao X., Li D., Chen C., Wang L. Enhanced CNN-BiLSTM-Attention model for high-precision integrated navigation during GNSS outages // *Remote Sensing*. – 2025. – Vol. 17. – No. 9. – P. 1542. – <https://doi.org/10.3390/rs17091542>
12. Xue Y., Chen W. Multi-Agent Deep Reinforcement Learning for UAVs Navigation in Unknown Complex Environment // *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*. – 2023. – Vol. 9. – P. 2290–2303. – <https://doi.org/10.1109/TIV.2023.3298292>
13. Tian S., Wang C., Gong X., Wu Y., Rao J., Huang D. Hybrid deep learning-assisted multi-mode measurements compensation for GNSS/INS loosely-coupled integration in different GNSS challenging environments // *Advances in Space Research*. – 2025. – <https://doi.org/10.1016/j.asr.2025.03.073>
14. Taghizadeh S., Safabakhsh R. An Integrated INS/GNSS System With an Attention-Based Deep Network for Drones in GNSS Denied Environments // *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*. – 2023. – Vol. 38. – P. 14–25. – DOI: <https://doi.org/10.1109/MAES.2023.3266180>

15. Yang Y., Wang X., Zhang N., Gao Z., Li Y. Artificial neural network based on strong track and square root UKF for INS/GNSS intelligence integrated system during GPS outage // *Sensors*. – 2024. – Vol. 24. – No. 4. – P. 1151. – <https://doi.org/10.1038/s41598-024-64918-4>
16. Kanhere A. V., Gupta S., Shetty A., Gao G. Improving GNSS positioning using neural-network-based corrections // *NAVIGATION: Journal of the Institute of Navigation*. – 2022. – Vol. 69. – No. 4. – <https://doi.org/10.33012/navi.548>
17. Cao Y., Bai H., Jin K., Zou G. A GNSS/INS integrated navigation algorithm based on PSO-LSTM in satellite rejection // *Electronics*. – 2023. – Vol. 12. – No. 13. – P. 2905. – <https://doi.org/10.3390/electronics12132905>
18. Zhao H., Liu F., Chen W. A method for assisting GNSS/INS integrated navigation system during GNSS outage based on CNN-GRU and factor graph // *Applied Sciences*. – 2024. – Vol. 14. – No. 18. – P. 8131. – <https://doi.org/10.3390/app14188131>
19. WGS84 [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://uk.wikipedia.org/wiki/WGS84>. – Дата звертання : 15 грудня 2025.
20. Zhang X., Mu X., Liu H., He B., Yan T. Application of Modified EKF Based on Intelligent Data Fusion in AUV Navigation // *IEEE Underwater Technology (UT)*. – Kaohsiung, Taiwan, 2019. – <https://doi.org/10.1109/UT.2019.8734414>
21. Wang C.-Z., Kong L.-W., Jiang J., Lai Y.-C. Machine learning-based approach to GPS antijamming // *GPS Solutions*. – 2021. – Vol. 25. – P. 115. – <https://doi.org/10.1007/s10291-021-01154-7>

Надійшла (received) 24.12.2025

Прийнята до друку (accepted) 26.12.2025

Опублікована (published) 29.12.2025

Відомості про авторів/ About the Aut

Успенський Валерій Борисович (Uspenskyi Valerii) – доктор технічних наук, доцент, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», професор кафедри комп'ютерного моделювання процесів та систем; м. Харків, Україна; тел.: (057)-707-64-54; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5960-7347>; e-mail: Valerii.Uspenskyi@khpi.edu.ua

Лащенко Оксана Леонідівна (Lashchenko Oksana) – Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», аспірант кафедри комп'ютерного моделювання процесів та систем; м. Харків, Україна; тел.: (057)-707-64-54; ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-2235-3072>; e-mail: Oksana.Lashchenko@khpi.edu.ua