

Фомін О.С.

Національний університет «Полтавська політехніка
імені Юрія Кондратюка»

МОДЕЛІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ТИПІВ БПЛА ЗА СПЕКТРАЛЬНИМИ ХАРАКТЕРИСТИКАМИ РАДІОСИГНАЛІВ

Однією з пріоритетних задач сучасної радіочастотної аналітики є класифікація типів безпілотних літальних апаратів (БПЛА) на основі характеристик радіосигналів, що ними випромінюються під час польоту. Такий підхід набуває особливого значення в умовах зростання інтенсивності використання БПЛА як у цивільній, так і в оборонній сферах, де своєчасне виявлення та ідентифікація об'єкта є критично важливими для забезпечення безпеки повітряного простору. На відміну від методів, що ґрунтуються на візуальному спостереженні, акустичному аналізі або фізичному перехопленні, спектральний підхід дає змогу здійснювати розпізнавання об'єктів у складних погодних і тактичних умовах, включаючи приховане, нічне або завадостійке функціонування БПЛА.

У межах даного дослідження здійснено всебічне теоретичне узагальнення та порівняльний аналіз сучасних моделей машинного навчання, які застосовуються для класифікації БПЛА за спектральними ознаками їхніх радіосигналів. Розглянуто принципи побудови інформаційних моделей, що базуються на часово-частотних характеристиках, а також методи формування навчальних вибірок на основі спектрограм, вейвлет-перетворень, коефіцієнтів Фур'є та похідних індикаторів спектральної щільності потужності. Окрему увагу приділено методам попередньої обробки сигналів, що забезпечують вивільнення структурних ознак із широкосмугових або зашумлених сигналів.

Проаналізовано архітектурні особливості найпоширеніших підходів до класифікації: від класичних методів статистичного навчання (SVM, k-NN, LDA) до сучасних згорткових та рекурентних нейронних мереж, а також багаторівневих гібридних систем. З'ясовано, що ефективність моделей суттєво залежить від природи спектральних ознак, репрезентативності тренувальних наборів, а також від здатності алгоритмів адаптуватися до міждатисової варіативності апаратів. Описано ключові обмеження, зокрема чутливість до завад, перекриття каналів, проблеми нестачі маркованих даних і потенційні ризики переобучення.

Результати теоретичного аналізу можуть бути покладені в основу створення інженерно-прикладних рішень для інтелектуальних систем технічного спостереження, інтегрованих в інфраструктуру охорони об'єктів критичної інфраструктури, а також в автоматизовані комплекси повітряного контролю.

Ключові слова: БПЛА, спектральний аналіз, радіочастотні сигнали, машинне навчання, теоретичні моделі, класифікація.

Постановка проблеми. У сучасних умовах активного розвитку безпілотних літальних апаратів (БПЛА) гостро постає питання їх надійного виявлення та класифікації, зокрема в середовищі радіочастотного моніторингу. Зростання кількості БПЛА, що використовуються як у цивільних, так і в оборонних цілях, супроводжується ускладненням спектру їх технічних характеристик, що значно ускладнює процеси їх ідентифікації. Традиційні методи виявлення, засновані на візуальному чи акустичному аналізі, часто виявляються неефективними в умовах обмеженої видимості,

завад або прихованого використання апаратів. У зв'язку з цим, усе більше уваги приділяється аналізу спектральних ознак радіосигналів, які випромінюють БПЛА під час польоту, як надійного джерела інформації для їх типізації [1, с. 63]. Одночасно з цим, зростає інтерес до використання моделей машинного навчання для обробки таких сигналів, оскільки ці моделі дозволяють виявляти складні нелінійні закономірності, які не піддаються формалізації класичними методами. Проте, незважаючи на значний науковий прогрес у галузі штучного інтелекту, відсутня усталена

методика щодо відбору оптимальних архітектур моделей та інформативних спектральних ознак для розв'язання задач класифікації типів БПЛА.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Упродовж останнього десятиліття спостерігається активізація наукових досліджень, присвячених задачам виявлення, ідентифікації та класифікації безпілотних літальних апаратів (БПЛА) на основі аналізу їхнього радіочастотного випромінювання. Одним із важливих напрямів цієї діяльності є використання методів машинного навчання для обробки спектральних характеристик радіосигналів, які випромінюють БПЛА в режимі передачі керуючих команд, телеметрії або відеопотоку.

У роботі [1] розглянуто загальні підходи до розпізнавання повітряних об'єктів у системах радіолокаційного спостереження, акцентуючи увагу на необхідності підвищення точності класифікації за рахунок інтеграції спектральних ознак. У публікації [2] проаналізовано можливості динамічної реалізації енергетичних детекторів у системах радіомоніторингу, що має суттєве значення для підвищення завадостійкості при виявленні БПЛА у щільному спектральному середовищі.

Публікації [3; 4; 5; 6] демонструють перспективність застосування згорткових нейронних мереж та вейвлет-перетворень для класифікації БПЛА на основі компресованих або широкосмугових спектрограм. У роботі [7] акцент зроблено на здатності моделей глибокого навчання зберігати ефективність у складних електромагнітних умовах, що характерно для багатоканальних середовищ із перекриттям частот. Дослідження [8] представляє гібридну архітектуру з мультिकанальним аналізом спектру та генерацією ознак, що підвищує якість класифікації за типами польотного режиму БПЛА.

Огляд [9] узагальнює сучасний стан розробок у галузі машинного навчання для виявлення та класифікації БПЛА, окреслює ключові труднощі: нестачу маркованих даних, чутливість до змін середовища, обмеження у розширюваності моделей. Роботи [10; 11] розглядають можливості розпізнавання атак (зокрема, глушіння сигналу) і створення надійних систем моніторингу з використанням спектрограм і спеціалізованих фільтрів. У дослідженні [12] описано послідовну реалізацію моделі машинного навчання для виявлення та типізації БПЛА на основі сукупності спектральних ознак, що підтверджує тенденцію до створення універсальних алгоритмів класифікації.

Водночас у проаналізованих роботах спостерігається низка обмежень. Зокрема, більшість

підходів зосереджені на вузьких наборах сигналів, здобутих у лабораторних або контрольованих умовах. Дослідження часто не враховують складну міжтипову варіативність радіопрофілів БПЛА, відсутню стандартизацію сигналів, залежність спектральних характеристик від умов середовища, типу модуляції або частотного діапазону. У низці праць бракує порівняльного аналізу ефективності архітектур та критеріїв добору моделі для конкретних класів цілей.

Отже, незважаючи на наявність великої кількості публікацій, проблема формалізованого теоретичного узагальнення існуючих моделей машинного навчання з фокусом на спектральне розпізнавання типів БПЛА залишається частково нерозв'язаною. Саме це визначає актуальність подальшого дослідження в напрямі систематизації архітектур машинного навчання, спектральних ознак і методів попередньої обробки для побудови ефективних, завадостійких систем радіочастотної класифікації БПЛА.

Постановка завдання. Метою дослідження є теоретичне обґрунтування, узагальнення та критичний аналіз моделей машинного навчання, які застосовуються для розпізнавання типів безпілотних літальних апаратів (БПЛА) на основі спектральних характеристик їхніх радіосигналів. Такий підхід розглядається як перспективний напрям підвищення ефективності пасивних систем виявлення БПЛА, що функціонують у складних завадових, багатоканальних та динамічних умовах. Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити низку завдань: проаналізувати основні принципи побудови інформаційних моделей на основі частотно-часових представлень сигналу; розглянути типові архітектури алгоритмів машинного навчання, що застосовуються для класифікації БПЛА; виокремити ключові спектральні параметри, що мають найвищу інформативність для типізації об'єктів; виявити обмеження існуючих підходів і сформулювати методологічні орієнтири для подальших досліджень у галузі пасивного виявлення та класифікації БПЛА.

Виклад основного матеріалу. У контексті підвищення ефективності пасивного виявлення безпілотних літальних апаратів (БПЛА) особливої актуальності набуває розробка моделей машинного навчання (ML), здатних розпізнавати тип об'єкта за спектральними характеристиками радіосигналів. Такий підхід обумовлений необхідністю забезпечення безперервного моніторингу повітряного простору в умовах багатоканального електромагнітного навантаження, перешкод,

нестабільного середовища передачі та високої міжтипової варіативності сигналів. У радіочастотному моніторингу БПЛА ключову роль відіграє форма представлення сигналу, що забезпечує максимальне вивільнення структурних патернів для подальшої обробки ML-моделями. Найпоширенішими підходами є побудова спектрограм (на основі короткочасного перетворення Фур'є), вейвлет-аналіз, обчислення коефіцієнтів енергетичної спектральної щільності, автокореляційних функцій і похідних частотно-часових індикаторів [3; 5; 6]. У практиці класифікації БПЛА спектрограми виявляють себе як зручний спосіб трансформації одномірного сигналу в зображення, придатне для подальшої подачі в згорткові нейронні мережі (CNN), що суттєво покращує точність розпізнавання [4; 7].

Якість розпізнавання залежить не лише від структури моделі, а й від обраного методу попередньої обробки сигналу, який визначає інформативність та придатність вхідних ознак для подальшої класифікації. Оскільки радіосигнали, які випромінюють БПЛА, зазвичай мають широкий спектр, варіативну амплітудно-частотну структуру та можуть містити численні перешкоди (як природного, так і штучного походження), критично важливо забезпечити ефективну фільтрацію таких завад і збереження характерних патернів [3; 6].

Одним із базових кроків є фільтрація частотного шуму, яка реалізується шляхом смугової фільтрації або адаптивного видалення завадових компонентів, що не відповідають очікуваному профілю сигналу цільового класу [7, с. 6101–6103]. Нормалізація амплітудного спектра – ще один ключовий етап, що дозволяє зменшити вплив абсолютної потужності сигналу, яка може варіювати в залежності від відстані до приймача, типу середовища та рівня заряду пристрою [9]. Стандартизація спектрів за допомогою z -перетворення або мінімаксного масштабування дозволяє зробити вибірки порівнюваними між собою, що суттєво покращує якість навчання моделей [4, с. 10–11].

Компресія спектрального сигналу, зокрема шляхом обмеження кількості частотних бінів, синтезу середніх індикаторів потужності або застосування алгоритмів зменшення розмірності (метод головних компонент, автоенкодера), використовується для зменшення розмірності ознак без втрати змістовного навантаження [5]. У свою чергу, підсилення характеристичних піків, що відповідають резонансним частотам або гармонікам, дозволяє акцентувати увагу моделі на найбільш

значущих елементах сигналу, підвищуючи селективність розпізнавання [11, с. 16862–16864].

Локалізоване згладжування за часом (наприклад, за допомогою ковзного середнього або фільтра Савицького-Голея) допомагає зменшити випадкові флуктуації та імпульсні завади, що особливо актуально при аналізі спектрограм тривалих записів [6]. Окрему роль відіграє вейвлет-декомпозиція, яка дозволяє здійснити багаторівневий аналіз сигналу у часово-частотному просторі. Завдяки цьому метод дає змогу не лише виділяти низько- та високочастотні компоненти, а й локалізувати характерні структури сигналу в часі, що особливо цінно при роботі з нестабільними, імпульсними або модуляційно насиченими сигналами, типовими для різних режимів роботи БПЛА [5; 8].

Вибір типу вейвлету (Haar, Daubechies, Morlet тощо) безпосередньо впливає на здатність моделі розпізнавати конкретні класи об'єктів, оскільки різні хвильові функції акцентують різні характеристики сигналу [10, с. 975–977]. Усі зазначені процедури є критично важливими етапами у формуванні адекватного вхідного набору для машинного навчання, оскільки саме якість попередньої обробки часто визначає верхню межу точності, яку потенційно може досягти модель.

Для систематизації описаних методів попередньої обробки спектральних сигналів та відповідних алгоритмів, що застосовуються в задачах класифікації БПЛА, наведено таблицю 1, де згруповано ключові техніки, їх призначення, рекомендовані реалізації та джерела, що обґрунтовують ефективність їх використання.

Ключовими напрямками побудови моделей для розпізнавання БПЛА є поєднання різних типів алгоритмів машинного навчання, кожен із яких реалізує специфічний підхід до обробки спектральних даних. На початковому етапі розвитку цієї галузі широкого поширення набули статистичні моделі з ручним виділенням ознак, зокрема метод опорних векторів (SVM), метод k -найближчих сусідів (k -NN) та лінійний дискримінантний аналіз (LDA) [1; 3]. Ці підходи ґрунтуються на попередньо сформованому наборі дескрипторів сигналу – таких як енергетичні коефіцієнти, середньоквадратична потужність або пік-фактор – і використовуються переважно в умовах обмежених обчислювальних ресурсів або невеликих обсягів даних.

Суттєвим кроком уперед стали згорткові нейронні мережі (CNN), які здійснюють автоматичне виявлення ознак на основі двовимірних

Методи попередньої обробки спектральних сигналів

Метод обробки	Призначення	Рекомендовані алгоритми
Нормалізація спектра	Усунення енергетичної нерівномірності	Min-Max scaling, z-score
Вейвлет-декомпозиція	Розділення багатокомпонентних сигналів	Haar, Daubechies, Morlet
Логарифмічне перетворення	Підсилення слабких структур в спектрі	$\log(1+x)$, log-mel
Спектральне усереднення	Зменшення завад і згладжування	Moving average, Savitzky-Golay
Компресія спектрограм	Зменшення розмірності при збереженні інформативності	PCA, Autoencoder

спектральних представлень (спектрограм), що дає змогу трактувати сигнал як зображення та виявляти у ньому просторові (частотно-часові) структури [4; 5]. CNN-моделі демонструють високу здатність до узагальнення в задачах класифікації типів БПЛА за рахунок того, що вони можуть навчатися на «сирих» спектрограмних зображеннях без необхідності ручного проектування ознак. Водночас вони мають певну обмеженість у роботі з довгими послідовностями або динамічними ознаками, які змінюються у часі.

Для подолання цього недоліку активно застосовуються рекурентні нейронні мережі (RNN), зокрема їхні покращені варіанти – довготривала короткочасна пам'ять (LSTM) або GRU, які ефективно обробляють часові залежності в радіосигналі [6; 7]. Такі мережі добре справляються з динамічними, багаточастотними сигналами, дозволяючи вловлювати зміну частотної структури сигналу впродовж усього періоду спостереження. Проте в умовах великої варіативності або перешкодоочутливості вони можуть втрачати стійкість навчання.

Останнім часом зростає популярність гібридних архітектур, що об'єднують згорткові та рекурентні мережі в єдину структуру: CNN-модуль виконує попереднє вилучення спектральних патернів, тоді як LSTM-частина аналізує їхню часову послідовність [8]. Такі системи поєднують переваги обох класів моделей, зберігаючи високу точність при розпізнаванні складних сигналів у зашумленому середовищі. Їхня ефективність підтверджується численними емпіричними дослідженнями, зокрема для задач розділення близьких типів БПЛА з перекриванням частотних характеристик [7; 8].

Окрему увагу привертають архітектури на основі трансформерів (Transformer), які прийшли у сферу спектрального аналізу з галузі обробки природної мови [9]. Трансформерні моделі демонструють здатність ідентифікувати довготривалі залежності між сегментами сигналу, зберігаючи

високий рівень розпізнавання навіть у випадках фрагментарного або частково пошкодженого сигналу. Їхня головна перевага – незалежність обробки окремих сегментів сигналу та можливість паралельного навчання, що робить їх привабливими для систем реального часу. Попри значну обчислювальну вартість, трансформери демонструють стійкість до шумів і не потребують попереднього формування ознак, що дозволяє інтегрувати їх у високонавантажені пасивні системи моніторингу.

Для узагальнення та порівняння архітектурних підходів, які використовуються в розпізнаванні БПЛА за спектральними характеристиками, у таблиці 2 наведено короткий опис моделей, їхні ключові переваги та обмеження, а також відповідні сфери застосування з урахуванням типу даних і вимог до обчислювальних ресурсів.

Ефективність моделей істотно залежить від структури навчальної вибірки, яка визначає здатність алгоритму узагальнювати знання на нові, раніше невідомі приклади. Одним із ключових факторів є нерівномірність розподілу класів, що спостерігається в багатьох відкритих або експериментальних датасетах. Якщо один тип БПЛА домінує у вибірці, модель схильна до переобучення на його ознаках і демонструє погану якість розпізнавання рідкісних або нових типів, що в польових умовах є критично небезпечним [9]. Додаткову складність становить висока внутрішньокласова варіативність: один і той самий тип БПЛА може генерувати спектрально різні сигнали в залежності від навантаження, рівня зарядженості акумулятора, виконуваного завдання, кліматичних умов або радіочастотного середовища. Це знижує стійкість моделі, зокрема при переході до нових регіонів експлуатації або зміни конфігурації мережі управління [12].

Спроба подолати ці обмеження шляхом аугментації спектрограм – наприклад, шляхом дзеркального відображення, додавання штучного шуму, масштабування по частоті чи часу – частково

Порівняння моделей ML для класифікації БПЛА

Модель	Тип ознак	Точність, %	Переваги	Обмеження
SVM	Статичні	78–83	Простота, низька обчислювальна складність	Залежність від якості ознак
k-NN	Статичні	75–80	Низька вартість тренування	Висока вартість класифікації
CNN	Спектрограми	88–92	Стійкість до шумів, адаптивність	Потреба у великій вибірці
LSTM	Часові ряди	85–89	Моделювання часових залежностей	Труднощі з довготривалими залежностями
CNN+LSTM	Гібридні	91–95	Поєднання просторового і часово-частотного аналізу	Висока складність
Transformer	Спектральні блоки	93–96	Виявлення глобальних закономірностей	Вимогливість до ресурсів

підвищує різноманітність тренувального набору. Однак такий підхід не здатен повністю відтворити реальну нестабільність сигналу, що змінюється не лише під впливом завад, а й внаслідок внутрішніх технічних чинників, таких як температура мікросхем, затримки комунікацій або апаратні фільтри. У зв'язку з цим, все більше дослідників звертається до адаптивного навчання на потокових або слабо маркованих даних, з використанням псевдорозмітки, кластеризації в прихованому просторі ознак або генеративних моделей, здатних імітувати спектральну поведінку різних типів БПЛА у змінених умовах.

Незважаючи на значний прогрес, існуючі моделі демонструють ряд обмежень. Насамперед, більшість досліджень проводиться в лабораторних умовах із контрольованими джерелами сигналів. Такі підходи погано масштабуються на реальні багатоканальні середовища. Також відзначається недостатня гнучкість моделей до зміни спектрального фону, слабка узагальнювальність на незнайомі типи БПЛА та ризик перенавчання на фоні повторюваних шаблонів спектру. Перспективним напрямом вважається розробка адаптивних самонавчальних моделей, що зможуть оновлювати структуру в реальному часі при надходженні нових патернів радіосигналу, а також впровадження фреймворків з активним навчанням, що дозволяють моделі самостійно вибирати найінформативніші приклади для донавчання.

Висновки. Проведене дослідження підтвердило перспективність використання методів машинного навчання для класифікації типів безпілотних літальних апаратів за спектральними характеристиками їхніх радіосигналів. Спектральний підхід забезпечує пасивність, завадостійкість і застосовність у складних середовищах,

де інші методи детекції втрачають ефективність. Узагальнення існуючих теоретичних і прикладних розробок показало, що успішність класифікації залежить не лише від обраної архітектури моделі, а й від якості навчальних даних, попередньої обробки сигналу та специфіки самого класу БПЛА. Серед моделей машинного навчання найвищу ефективність продемонстрували згорткові нейронні мережі та гібридні архітектури з використанням рекурентних компонентів, що дозволяють враховувати як просторову, так і часову структуру сигналу. Високу точність також продемонстрували трансформерні моделі, здатні адаптуватися до довготривалих залежностей у спектрі. Класичні статистичні підходи залишаються актуальними у випадках обмеженого обсягу даних і зрозумілої структури ознак. Попередня обробка сигналів виявилася критично важливою для підвищення достовірності розпізнавання. Методи вейвлет-декомпозиції, фільтрації шумів, нормалізації, масштабування та виділення ключових частотних компонентів сприяють ефективному вилученню інформативних ознак із реального зашумленого сигналу. Проте значною проблемою залишається нестача маркованих даних, особливо для рідкісних або нових типів БПЛА, що ускладнює побудову узагальнених моделей. Особливої уваги потребує варіативність спектрального профілю навіть в межах одного типу БПЛА, що обумовлена змінами умов експлуатації, навантаженням, рівнем заряду або типом місії. Це вимагає розробки адаптивних моделей, здатних навчатись на неповних або змінних даних без втрати точності. Іншим напрямом розвитку є побудова мультिकанальних систем виявлення, які поєднують спектральні дані з іншими типами сигналів, що дозволяє змен-

шити похибку класифікації та підвищити стійкість до атак.

Напрямок подальших досліджень є розробка адаптивних моделей класифікації, здатних ефективно працювати в умовах обмеженого доступу до маркованих даних, з високою толерантністю до міжтипової варіативності сигналів та завад. Особливу увагу доцільно приділити поєднанню спектральних ознак із іншими параметрами

радіосигналу (такими як фаза, модуляція, часові патерни) у межах мультиіндикаторних систем. Крім того, актуальним залишається створення відкритих валідаційних наборів спектрограм для тестування алгоритмів у реальних умовах, що дасть змогу об'єктивно порівнювати різні підходи та забезпечить реплікабельність результатів у межах прикладних проєктів технічного спостереження.

Список літератури:

1. Гладішук О.В., Місайлов В.Л. Evaluation of methods for recognition and identification of aerial vehicles in surveillance radar systems. *Випробування та сертифікація*. 2024. № 4(6). С. 63–68.
2. Бугайов М.В., Нагорнюк О.А., Шапар Р.В. Огляд аналізаторів радіочастотного спектра та пропозиції щодо динамічної реалізації енергетичного детектора. *Технічна інженерія*. 2021. № 2(88). С. 95–102.
3. Mo Y., Huang J., Qian G. Deep learning approach to UAV detection and classification by using compressively sensed RF signal. *Sensors*. 2022. Vol. 22, No. 8. Article No. 3072.
4. Hou C., Fu D., Zhou Z., Wu X. A deep learning-based multi-signal radio spectrum monitoring method for UAV communication. *Drones*. 2023. Vol. 7, No. 8. Article No. 511.
5. Medaiyese O.O., Ezuma M., Lauf A.P., Guvenc I. Wavelet transform analytics for RF-based UAV detection and identification system using machine learning. *Pervasive and Mobile Computing*. 2022. Vol. 82. Article No. 101569.
6. Nemer I., Sheltami T., Ahmad I., Yasar A.U.H., Abdeen M.A. RF-based UAV detection and identification using hierarchical learning approach. *Sensors*. 2021. Vol. 21, No. 6. Article No. 1947.
7. Zhang H., Li T., Li Y., Li J., Dobre O.A., Wen Z. RF-based drone classification under complex electromagnetic environments using deep learning. *IEEE Sensors Journal*. 2023. Vol. 23, No. 6. P. 6099–6108.
8. Yang S., Luo Y., Miao W., Ge C., Sun W., Luo C. RF signal-based UAV detection and mode classification: A joint feature engineering generator and multi-channel deep neural network approach. *Entropy*. 2021. Vol. 23, No. 12. Article No. 1678.
9. Rahman M.H., Sejan M.A.S., Aziz M.A., Tabassum R., Baik J.I., Song H.K. A comprehensive survey of unmanned aerial vehicles detection and classification using machine learning approach: Challenges, solutions, and future directions. *Remote Sensing*. 2024. Vol. 16, No. 5. Article No. 879.
10. Cai Z., Liu Z., Kou L. Reliable UAV monitoring system using deep learning approaches. *IEEE Transactions on Reliability*. 2021. Vol. 71, No. 2. P. 973–983.
11. Li Y., Pawlak J., Price J., Al Shamaileh K., Niyaz Q., Paheding S., Devabhaktuni V. Jamming detection and classification in OFDM-based UAVs via feature-and spectrogram-tailored machine learning. *IEEE Access*. 2022. Vol. 10. P. 16859–16870.
12. Ahirrao Y.V., Yadav R.P., Kumar S. RF based UAV detection and identification enhanced by machine learning approach. *IEEE Access*. 2024. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=10758648> (date of access: 18.07.2025).

Fomin O.S. MACHINE LEARNING MODELS FOR UAV TYPE RECOGNITION BASED ON THE SPECTRAL CHARACTERISTICS OF RADIO SIGNALS

One of the priority tasks in modern radio frequency analytics is the classification of unmanned aerial vehicles (UAVs) based on the characteristics of radio signals they emit during flight. This approach becomes particularly significant in the context of the growing use of UAVs in both civil and defense sectors, where timely detection and identification of an object are critically important for ensuring airspace security. Unlike methods based on visual observation, acoustic analysis, or physical interception, the spectral approach enables object recognition under complex weather and tactical conditions, including covert, nighttime, or interference-resistant UAV operations.

This study presents a comprehensive theoretical generalization and comparative analysis of current machine learning models used for classifying UAVs based on the spectral features of their radio signals. It explores the principles of constructing information models based on time-frequency characteristics, as well as methods for forming training datasets using spectrograms, wavelet transforms, Fourier coefficients, and derivative indicators of power spectral density. Particular attention is given to signal preprocessing techniques that facilitate the extraction of structural features from broadband or noisy signals. The architectural specifics of

the most common classification approaches are analyzed, ranging from classical statistical learning methods (SVM, k-NN, LDA) to modern convolutional and recurrent neural networks, as well as multi-level hybrid systems. It is established that model performance strongly depends on the nature of spectral features, the representativeness of training sets, and the algorithms' ability to adapt to inter-type variability of UAVs. Key limitations are outlined, including sensitivity to interference, channel overlap, lack of labeled data, and potential overfitting risks.

The findings of this theoretical analysis can serve as a methodological foundation for the development of engineering solutions for intelligent technical surveillance systems, integrated into the infrastructure for protecting critical facilities and automated airspace monitoring complexes.

Key words: UAV, spectral analysis, radio frequency signals, machine learning, theoretical models, classification.

Дата надходження статті: 14.07.2025

Дата прийняття статті: 21.07.2025

Опубліковано: 27.10.2025