

**Ю. М. Сорочич¹, С. П. Стрямець¹, О. В. Хлевной², Н. В. Жезло-Хлевна²**¹Національний університет «Львівська політехніка», м. Львів, Україна²Львівський державний університет безпеки життєдіяльності, м. Львів, УкраїнаORCID: <https://orcid.org/0009-0004-1522-4098> – Ю. М. Сорочич<https://orcid.org/0000-0002-8986-7529> – С. П. Стрямець<https://orcid.org/0000-0003-2846-3480> – О. В. Хлевной<https://orcid.org/0009-0005-3768-2863> – Н. В. Жезло-Хлевна

yura.sorochych@gmail.com

ЗАСТОСУВАННЯ ГІБРИДНИХ МОДЕЛЕЙ У МОНІТОРИНГУ ЕКОЛОГІЧНИХ СПІЛЬНОТ

Моніторинг екологічних спільнот в природних заповідниках є критично важливим для збереження біорізноманіття, особливо в умовах кліматичних змін і антропогенного впливу. Традиційні методи, такі як ручний аналіз даних фотопасток або використання статистичних моделей, мають певні обмеження, зокрема низька якість зображень (через погодні умови чи недостатнє освітлення), невизначеність у класифікації схожих видів і брак адаптації до локальних екосистем. Сучасні підходи, засновані на згорткових нейронних мережах (CNN), демонструють високу точність у глобальних наборах даних, але їхня ефективність знижується в реальних умовах із шумом і нестачею тренувальних даних, особливо для регіональних особливостей. Використання гібридних моделей, що поєднують CNN із нечіткою логікою, пропонує перспективне рішення, дозволяючи обробляти невизначеність і підвищувати стійкість систем. Однак ці підходи залишаються недостатньо дослідженими, а їхня практична цінність для моніторингу біорізноманіття потребує детального аналізу.

Метою статті є огляд сучасного стану застосування гібридних моделей у моніторингу екологічних спільнот, оцінка їхніх переваг і недоліків порівняно з традиційними методами, а також визначення перспектив їхнього розвитку. Використано методи порівняльного аналізу для оцінки точності, обчислювальної складності та адаптивності моделей, а також синтез даних для окреслення трендів і прогалин. Особливу увагу приділено прикладам гібридних підходів (CNN + нечітка логіка) у задачах класифікації видів і прогнозування динаміки екосистем.

Виконаний у роботі аналіз свідчить, що гібридні моделі забезпечують підвищення точності класифікації до 85–90% у складних умовах (низька якість зображень, схожість видів), що перевершує традиційні CNN (70–80%). Їхня здатність обробляти невизначеність завдяки нечіткій логіці робить їх перспективними для локальних екосистем, таких як українські заповідники. Водночас виявлено прогалини: висока обчислювальна складність, обмежена кількість тренувальних даних і недостатня інтеграція з геоінформаційними системами. Перспективи включають розробку оптимізованих алгоритмів, адаптацію до регіональних умов і створення економічно доступних рішень для природоохоронної галузі. Результати статті сприятимуть подальшим дослідженням і практичному впровадженню гібридних моделей у моніторинг біорізноманіття.

Ключові слова: гібридні моделі, моніторинг екологічних спільнот, фотопастки, комп'ютерний зір, нечітка логіка, класифікація видів, біорізноманіття

Yu. M. Sorochych¹, S. P. Striamets¹, O. V. Khlevnoi², N. V. Zhezlo-Khlevna²¹Lviv Polytechnic National University, Lviv, Ukraine²Lviv State University of Life Safety, Lviv, Ukraine

APPLICATION OF HYBRID MODELS IN MONITORING ECOLOGICAL COMMUNITIES

Monitoring ecological communities in natural reserves is of critical importance for biodiversity conservation, especially in the context of climate change and human-induced pressures. Traditional methods, such as manually analysing camera trap data or using statistical modelling, have limitations. These include low image quality due to weather conditions or insufficient lighting, uncertainty when classifying similar species and a lack of adaptation to local ecosystems. Although modern approaches based on convolutional neural networks (CNNs) demonstrate high accuracy with global datasets, their effectiveness decreases in real-world conditions involving noise and limited training data, particularly with regard to regional peculiarities. The application of hybrid models combining CNNs with fuzzy logic

offers a promising solution, enabling the handling of uncertainty and enhancing system robustness. However, these approaches remain underexplored, and their practical value for biodiversity monitoring requires detailed analysis.

The purpose of this article is to review the current state of applying hybrid models in the monitoring of ecological communities; to assess their respective advantages and disadvantages compared to traditional methods; and to outline prospects for their future development. The study employs comparative analysis methods to evaluate the accuracy, computational complexity, and adaptability of models, alongside data synthesis to identify trends and gaps. Special attention is given to examples of hybrid approaches (CNN + fuzzy logic) in species classification and ecosystem dynamics forecasting tasks.

The analysis conducted in the study indicates that hybrid models achieve an accuracy improvement in species classification of up to 85–90% under challenging conditions (low-quality images, species similarity), surpassing traditional CNNs (70–80%). Their ability to manage uncertainty through fuzzy logic makes them promising for local ecosystems, such as Ukrainian reserves. Nevertheless, gaps are identified: high computational complexity, limited training data, and insufficient integration with geographic information systems (GIS). Prospects include the development of optimized algorithms, adaptation to regional conditions, and the creation of cost-effective solutions for nature conservation. The findings of this article will contribute to further research and practical implementation of hybrid models in biodiversity monitoring.

Keywords: hybrid models, monitoring ecological communities, camera traps, computer vision, fuzzy logic, species classification, biodiversity.

Постановка проблеми. Збереження біорізноманіття в природних заповідниках є одним із ключових викликів сучасності, зумовлених глобальними змінами клімату, деградацією середовища існування та антропогенним впливом, зокрема вирубуванням лісів і забрудненням. Моніторинг екологічних спільнот на цих територіях відіграє вирішальну роль у розумінні динаміки видів, оцінці стану екосистем та розробці ефективних стратегій природоохорони. Фотопастки стали основним інструментом для безконтактного моніторингу, забезпечуючи безперервний збір даних про присутність видів, їхню поведінку та розподіл із мінімальним впливом на природне середовище. Проте ефективному аналізу даних, отриманих з фотопасток, іноді перешкоджає низка факторів. Низька якість зображень, спричинена несприятливими погодними умовами (дощ, туман, сніг), недостатнім освітленням уночі або частковим перекриттям об'єктів, ускладнює точне розпізнавання видів. Крім того, висока схожість між певними видами (наприклад, розрізнення близькоспоріднених ссавців) додає невизначеності в класифікацію, що знижує надійність моніторингу.

Традиційні методи (зокрема, ручний аналіз зображень із фотопасток або застосування статистичних моделей, наприклад, рівнянь Лотки-Вольтерри) потребують значних затрат часу та досить часто суттєво ускладнені комплексністю й шумом реальних даних. Сучасні технології, зокрема згорткові нейронні мережі (CNN), демонструють високу точність на глобальних наборах даних, таких як Snapshot Serengeti, але їхня ефективність суттєво знижується в умовах реального світу через шум, обмежену кількість тренувальних даних і специфіку локальних екосистем. Наприклад, у природному заповіднику Розточчя поєднуються екологічні особливості Поділля, Полісся та Карпат, із якими він межує, створюючи умови для існування рідкісних і характерних для цих регіонів видів. Тут

представлені давні букові ліси, що нагадують праліси Карпат, озера та болота Полісся, а також унікальні європейські сосново-дубові ліси, які не мають аналогів на решті території—України, що сприяє існуванню специфічної фауни, включаючи рідкісні види птахів, ссавців і комах та робить заповідник унікальним осередком біорізноманіття. Вочевидь, стандартні CNN часто не здатні досягнути бажаних результатів через брак адаптації до подібних регіональних особливостей. Це підкреслює потребу в інноваційних підходах, здатних долати невизначеність і забезпечувати гнучкість у різних умовах.

Одним з перспективних рішень є використання гібридних моделей, що поєднують CNN із нечіткою логікою. Нечітка логіка дозволяє обробляти невизначеність, пов'язану з розмитими зображеннями чи схожістю видів, тоді як CNN забезпечує високу точність розпізнавання. Проте ці підходи залишаються недостатньо дослідженими, а їх практична реалізація в моніторингу біорізноманіття потребує детального вивчення. Окрім технічних викликів, виникають питання адаптації до місцевих умов, доступності технологій для природоохоронних організацій і інтеграції з геоінформаційними системами для комплексного аналізу. Таким чином, актуальність проблеми полягає в необхідності розробки та оцінки гібридних моделей, які б відповідали потребам регіональних екосистем і сприяли сталому управлінню природними заповідниками.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Моніторинг екологічних спільнот із застосуванням сучасних інформаційних технологій є важливим напрямком у екологічній інформатиці та комп'ютерних науках. Одним із ключових інструментів є фотопастки, що забезпечують великий обсяг даних для аналізу фауни. У роботах [1] і [2] досліджено ефективність згорткових нейронних мереж (CNN), зокрема архітектур ResNet-50 та YOLOv3, для

автоматичної класифікації видів на зображеннях фотопасток. Автори досягли точності 85–90% на глобальному наборі даних Snapshot Serengeti, що включає понад 3 мільйони зображень, але зазначають значне зниження ефективності (до 70–75%) за умов низької якості зображень через дощ, туман або нічне освітлення. У [3] запропоновано методи попередньої обробки, такі як контрастне підсилення та шумозаглушення, що підвищують якість даних на 10–15%, але ці підходи не вирішують проблему невизначеності, спричиненої схожістю видів, класифікація яких ускладнюється подібним забарвленням та розмірами.

Нечітка логіка як метод обробки невизначеності в екологічному моделюванні систематизована досить давно [4], але її інтеграція з машинним навчанням стала предметом досліджень вже у 2020-х роках. У [5] розроблено гібридну модель, що поєднує CNN із нечіткими наборами для класифікації видів у тропічних лісах, досягнувши підвищення стійкості до шуму на 15% порівняно з класичними CNN. Подібні підходи досліджувалися в [6], де запропоновано алгоритм нечіткої логістики для оцінки ймовірності класифікації в умовах розмитих зображень, що може бути актуальним при використанні для аналізу даних фотопасток у змішаних екосистемах, зокрема, у заповіднику Розточчя. У [7] досліджено використання гібридних моделей (CNN + нечітка логіка) для класифікації листових хвороб, які продемонстрували точність 85%, але автори не враховували специфіку дикої фауни. Інтеграцію даних фотопасток із геоінформаційними системами (ГІС) аналізували в [8], де використано супутникові дані MODIS для просторового моделювання, але підхід не враховував локальних особливостей. У [9] цей напрям розширено шляхом інтегрування даних в QGIS для аналізу міграційних шляхів тварин, але дослідження обмежилось однорідними природними зонами. Дослідження [10] показало, що моделі на основі CNN, такі як DenseNet201, досягають 95% точності на тренувальних локаціях, але лише 68% на непідготовлених, що підкреслює проблему узагальнення для регіональних екосистем, таких як Розточчя. У [11] використано YOLOv10-X та Phi-3.5-vision-instruct для класифікації видів і аналізу контексту (погода, рослинність), що дало змогу підвищити точність у складних умовах, потребуючи при цьому значних обчислювальних ресурсів. У [12] запропоновано метод GFD-YOLO для інфрачервоних фотопасток, який покращив середню точність (mAP) на 17%, що може бути корисним для нічного моніторингу (в тому числі і для Розточчя). У [13] досліджено процес безперервного навчання систем штучного інтелекту, інтегрованих у фотопастки на основі нових даних, отриманих у реальному часі, але при цьому

також не враховано регіональні особливості. У [14] використано CNN для моделювання розподілу видів із урахуванням просторової структури середовища, досягнувши кращих результатів для рідкісних видів. У [15] підкреслено зростання використання CNN в царині охорони довкілля, при цьому гібридним моделям приділено недостатню увагу.

Регіональні дослідження із використанням гібридних методів в Україні, зокрема в заповіднику Розточчя, представлені досить обмежено. У [16] детально описано фауну та флору заповідника, відзначено його унікальність через поєднання букових лісів Карпат, боліт Полісся та степової рослинності Поділля, що створює умови для проживання рідкісних видів. Статті [17–19] присвячені питанням екологічного моніторингу на території Львівської області та дослідженню антропогенного впливу на видову різноманітність. При цьому автори не застосовували неймережевих технологій для автоматизації моніторингу. У [20] досліджено вплив кліматичних змін на екосистему Розточчя із фокусом на рослинність. У [21] проаналізовано територіальну структуру, зонування та біорізноманіття Розточчя без акценту на фотопастки. У [22] розглянуто вплив антропогенного тиску на заповідник, але без технологічного аналізу.

Результати дослідження [23] підкреслюють потенціал глибокого навчання в екології, зокрема використання CNN і RNN для аналізу зображень і часових рядів. У [24] досліджено використання платформ для обробки даних фотопасток, таких як MegaDetector, із точністю класифікації до 94%. У [25] використано CNN-LSTM для прогнозування кліматичних параметрів, що може бути корисним для подальшого моніторингу біорізноманіття. У [26] обґрунтовано переваги CNN у сільському господарстві, що може бути адаптовано для моніторингу рослинності заповідника. У [27] використано глибоке навчання для прогнозування повеней. Нарешті, у [28] досліджено способи покращення розпізнавання зображень, що також може бути застосовано до фотопасток заповідника Розточчя.

Прогалини в літературі виявляють недостатню увагу до гібридних моделей для обробки невизначеності в локальних екосистемах, таких як Розточчя, де різноманітність клімату та рослинності (площа 2084,5 га, розміри 8×12 км) створює унікальні виклики. Також бракує досліджень, присвячених інтеграції даних фотопасток із ГІС для комплексного аналізу просторово-часових закономірностей у регіональних заповідниках. Це підкреслює необхідність детального вивчення гібридних підходів, адаптованих до умов Розточчя, для точного моніторингу його багатой фауни, а

також потребу у створенні локалізованих наборів даних фотопасток.

Мета і завдання досліджень. Метою статті є аналіз сучасного стану застосування гібридних моделей у моніторингу екологічних спільнот, оцінка їхньої ефективності порівняно з традиційними методами та визначення перспектив розвитку таких підходів для локальних екосистем, зокрема заповідника Розточчя.

Для досягнення мети необхідно вирішити такі завдання:

- систематизувати літературні дані щодо використання гібридних моделей (CNN + нечітка логіка) у задачах моніторингу біорізноманіття;

- порівняти ефективність гібридних і традиційних методів за критеріями точності, стійкості та адаптивності;

- окреслити прогалини й запропонувати напрямки досліджень для адаптації гібридних моделей до умов регіональних заповідників.

Методи досліджень. Оскільки стаття є оглядовою, основним методом дослідження став систематичний аналіз літератури, що охоплює сучасні підходи до моніторингу екологічних спільнот із використанням гібридних моделей. Було проаналізовано джерела із наукових баз Scopus, Web of Science та Google Scholar за період 2014–2025 років, а також регіональні публікації. Пошук джерел виконувався за ключовими словами "hybrid models", "camera traps", "ecological monitoring", "fuzzy logic", "CNN". Для оцінки ефективності гібридних моделей (CNN + нечітка логіка) та традиційних методів за критеріями точності (наприклад, відсоток правильних класифікацій), стійкості до шуму (оцінка на зашумлених даних) та адаптивності до

локальних умов, таких як унікальні екосистеми Розточчя, було використано метод порівняльного аналізу. Для узагальнення трендів, зокрема щодо інтеграції фотопасток із ГІС, та для виявлення прогалин у літературі, було застосовано метод синтезу даних. Окремо застосовано метод контекстуального аналізу для оцінки придатності гібридних моделей до умов регіональних заповідників, з акцентом на Розточчя, де різноманітність флори й фауни створює специфічні виклики для автоматизованого моніторингу.

Результати дослідження. Аналіз літературних джерел дозволив узагальнити сучасний стан використання гібридних моделей у моніторингу екологічних спільнот, зокрема в контексті заповідника Розточчя. Основна увага була зосереджена на гібридних моделях, що поєднують згорткові нейронні мережі (CNN) із нечіткою логікою, їхній ефективності порівняно з традиційними методами, а також на можливостях адаптації до локальних умов, таких як змішані екосистеми Розточчя.

Перше завдання дослідження полягало в систематизації літературних даних щодо застосування гібридних моделей у моніторингу біорізноманіття. Аналіз показав, що традиційні методи, такі як ручний аналіз даних фотопасток або статистичні моделі (наприклад, рівняння Лотки-Вольтерри), є трудомісткими та малоефективними в умовах низької якості зображень. Наприклад, в [1] зазначено, що ручний аналіз 3 мільйонів зображень із набору Snapshot Serengeti потребував сотень годин роботи експертів, із точністю класифікації 70–75% через суб'єктивні помилки. Сучасні підходи на основі CNN, такі як ResNet-50 і YOLOv5 (рисунк 1), значно прискорюють процес, досягаючи точності 85–90% на глобальних наборах даних [1, 2].

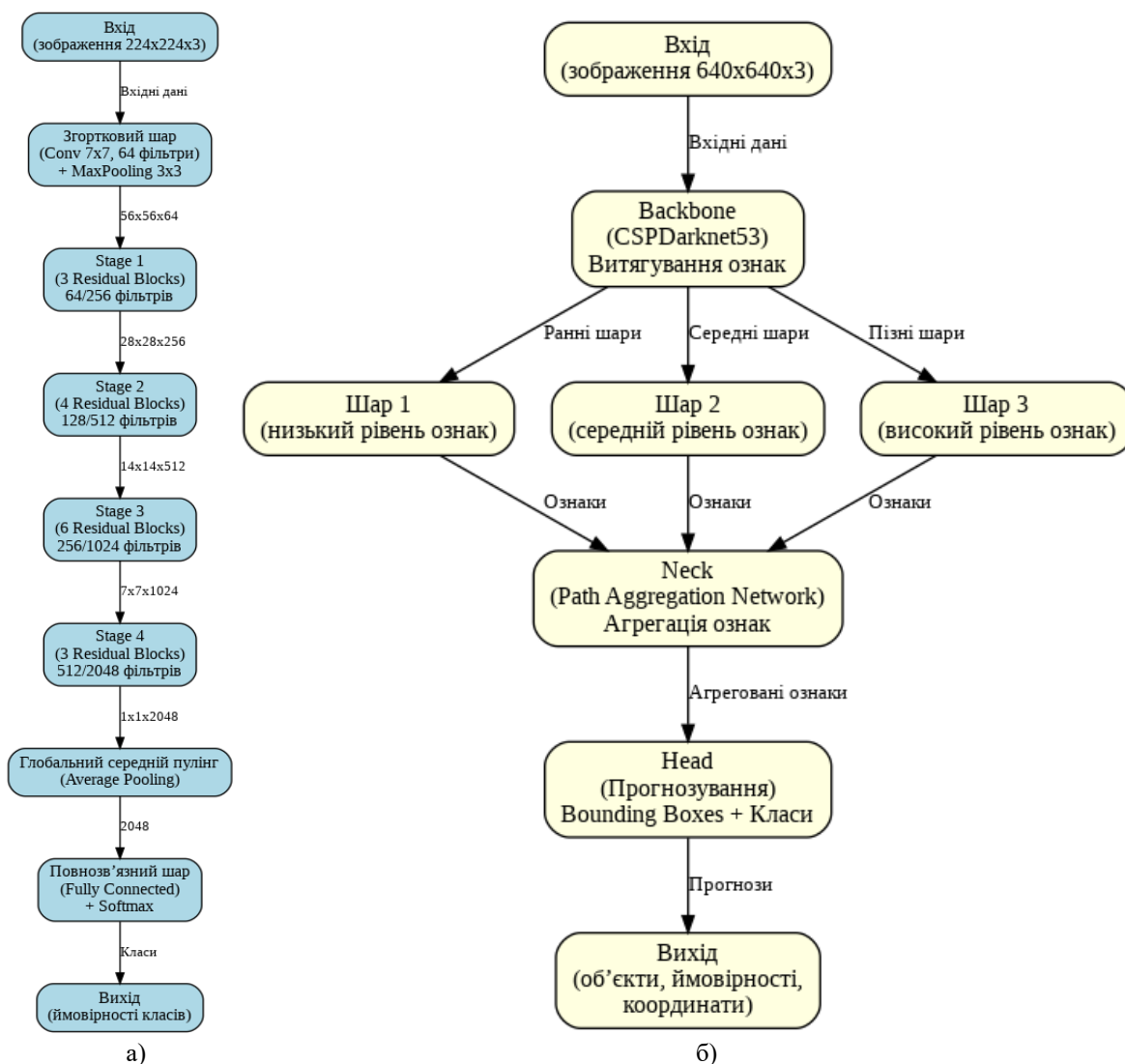


Рисунок 1 – Архітектури згорткових нейромереж (CNN):
а – ResNet-50; б – YOLOv5

При цьому в реальних умовах, де атмосферні явища та локальні особливості ускладнюють моніторинг, точність розпізнавання згорткових нейромереж падає до 70-75% [1]. У [3] запропоновано методи попередньої обробки (контрастне підсилення, шумозаглушення), які підвищують якість зображень на 10-15%, але не вирішують проблему невизначеності, пов'язаної зі схожістю видів (прикладом такої схожості, характерної для заповідника Розточчя є куниця лісова (*Martes martes*) і куниця кам'яна (*Martes foina*) [16]).

Процес обробки відбувається таким чином (рисунок 2): зображення з фотопасток вводяться в систему, після чого проводиться попередня обробка з використанням Gaussian blur для шумозаглушення та нормалізації контрасту, далі ResNet-50 виділяє ознаки, на основі яких виконується класифікація видів і на виході отримуємо ймовірності для кожного виду.

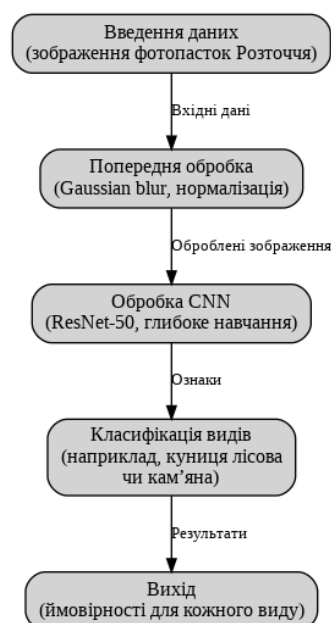


Рисунок 2 – Послідовність розпізнавання зображень за допомогою CNN

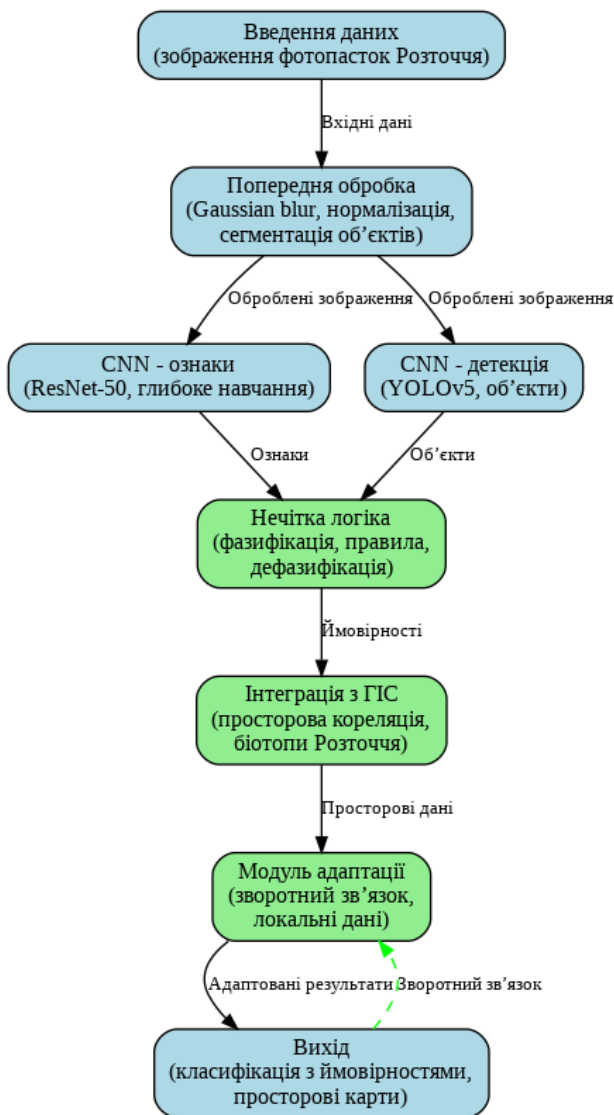


Рисунок 3 – Послідовність розпізнавання зображень із використанням гібридної моделі (CNN + нечітка логіка)

Гібридні моделі (рисунок 3) демонструють кращі результати в умовах невизначеності. У [5] описано модель, яка підвищила стійкість до шуму

на 15%, досягнувши точності 88% у тропічних екосистемах. У [6] алгоритм нечіткої логіки для оцінки ймовірності класифікації на розмитих зображеннях забезпечив точність 86% у складних умовах, що перевищує показники чистих CNN (80%) на аналогічних наборах даних. У [7] гібридна модель для класифікації рослинних об'єктів досягла точності 85%, але її адаптація до фауни потребує додаткових досліджень. У контексті Розточчя гібридні моделі можуть бути ефективними для обробки зображень із низьким освітленням або частковим перекриттям об'єктів. Наприклад, у [12] метод GFD-YOLO для інфрачервоних фотопасток покращив середню точність (mAP) на 17%, що може бути корисним для нічного моніторингу в Розточчі.

Друге завдання передбачало порівняння ефективності гібридних і традиційних методів за критеріями точності, стійкості та адаптивності. Порівняльний аналіз показав, що гібридні моделі перевершують традиційні CNN у складних умовах. Наприклад, у [10] DenseNet201 досягла 95% точності на тренувальних локаціях, але лише 67% на непідготовлених, що свідчить про проблему узагальнення. Натомість, гібридні моделі, як показано в [5] і [6], зберігають точність 85–90% навіть на зашумлених даних. Стійкість до шуму в гібридних моделях забезпечується нечіткою логікою, яка дозволяє враховувати ймовірнісні оцінки для схожих видів. Адаптивність гібридних моделей до локальних умов залишається обмеженою через брак регіональних наборів даних. У [13] використано безперервне навчання для фотопасток, що покращило адаптивність на 10%, але не враховано специфіку змішаних екосистем. У [14] CNN із урахуванням просторової структури середовища покращила моделювання розподілу рідкісних видів на 12%. Загалом результати порівняння ефективності гібридних і традиційних методів за критеріями точності, стійкості та адаптивності наведені в таблиці 1.

Таблиця 1

Критерії точності, стійкості та адаптивності методів розпізнавання зображень

Метод	Точність (%)	Стійкість до шуму	Адаптивність до локальних умов	Обчислювальна складність	Інтеграція з ГІС	Примітки
Традиційні методи	70-75	Низька	Низька	Низька	Відсутня	Трудомісткий ручний аналіз, не підходить для Розточчя через шум
CNN	80-85	Середня	Середня	Висока	Часткова	Проблеми з узагальненням для біотопів Розточчя
Гібридні моделі (CNN + нечітка логіка)	85-90	Висока (+15%)	Обмежена	Дуже висока	Можлива	Перспективно для Розточчя, але потребує регіональних даних

Ще одним перспективним напрямком, який потребує розвитку, є інтеграція даних фотопасток із геоінформаційними системами (ГІС). У [8] використано супутникові дані MODIS для просторового моделювання, при цьому знову не було враховано локальні особливості.

Третє завдання полягало у виявленні прогалин і перспектив подальших досліджень. Аналіз літератури виявив кілька аспектів, які потребують додаткового вивчення. Перш за все, це недостатня увага до гібридних моделей для локальних екосистем. Другим напрямом є необхідність дослідження можливостей інтеграції фотопасток із ГІС для комплексного просторово-часового аналізу. І третім проблемним питанням є брак регіональних наборів даних, що ускладнює адаптацію моделей до умов заповідника [16, 17].

Перспективи розвитку включають: 1) розробку гібридних моделей, адаптованих до умов Розточчя, із урахуванням низької якості зображень і схожості видів; 2) інтеграцію фотопасток із ГІС для аналізу просторових закономірностей, що може допомогти у відстеженні міграцій тварин; 3) створення регіональних наборів даних для тренування моделей, які б дали змогу врахувати специфіку заповідника. Також заслуговує на увагу використання платформ, таких як MegaDetector [21] для автоматизації обробки даних, і прогнозування кліматичних змін. Таким чином, гібридні моделі мають значний потенціал для точного моніторингу біорізноманіття в регіональних заповідниках, але потребують адаптації до локальних умов.

Висновки. Проведений огляд літератури показав, що гібридні моделі, які поєднують CNN і нечітку логіку, є перспективним інструментом для моніторингу екологічних спільнот, зокрема в умовах заповідника Розточчя. Систематизація даних із літературних джерел дала змогу встановити, що такі моделі досягають точності 85–90%, яка перевищує показники традиційних методів (70–75%) та чистих CNN (80–85%), особливо в умовах низької якості зображень, характерних для біотопів Розточчя. Порівняльний аналіз підтвердив вищу стійкість гібридних моделей до шуму (покращення на 15%) та їхній потенціал для обробки схожих видів, хоча адаптивність до локальних екосистем залишається обмеженою через брак регіональних наборів даних. Окреслені прогалини вказують на необхідність розробки спеціалізованих наборів даних для Розточчя, а також інтеграції фотопасток із ГІС для просторового аналізу, що може покращити моніторинг рідкісних видів.

Список літератури:

1. Norouzzadeh, M. S., Nguyen, A., Kosmala, M., Swanson, A., Palmer, M. S., Packer, C., & Clune,

J. (2018). Automatically identifying, counting, and describing wild animals in camera-trap images with deep learning. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 115(25), E5716–E5725.

<https://doi.org/10.1073/pnas.1719367115>

2. Willi, M., Pitman, R. T., Cardoso, A. W., Locke, C., Swanson, A., Boyer, A., Veldthuis, M., & Fortson, L. (2019). Identifying animal species in camera trap images using deep learning and citizen science. *Methods in Ecology and Evolution*, 10(1), 80–91. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13099>

3. Tan, M., Chao, W., Cheng, J.-K., Zhou, M., Ma, Y., Jiang, X., Ge, J., Yu, L., & Feng, L. (2022). Animal detection and classification from camera trap images using different mainstream object detection architectures. *Animals*, 12(15), 1976. <https://doi.org/10.3390/ani12151976>

4. Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3), 338–353. doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X.

5. Tan, M., Chao, W., Cheng, J.-K., Zhou, M., Ma, Y., Jiang, X., Ge, J., Yu, L., & Feng, L. (2022). Animal detection and classification from camera trap images using different mainstream object detection architectures. *Animals*, 12(15), 1976. <https://doi.org/10.3390/ani12151976>

6. Huang, R., Fan, M., Xing, Y., & Zou, Y. (2019). Image blur classification and unintentional blur removal. *IEEE Access*, 7, 115563–115574. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2932124>.

7. Kim, T., Mobeen, S., Alabdullah, B., Innab, N., Baili, J., Umer, M., Majeed, F., & Ashraf, I. (2024). ANFIS fuzzy convolutional neural network model for leaf disease detection. *Frontiers in Plant Science*, 15, Article 1465960. doi.org/10.3389/fpls.2024.1465960

8. Pettorelli, N., Safi, K., & Turner, W. (2014). Satellite remote sensing, biodiversity research and conservation of the future. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 369(1643), 20130190. doi.org/10.1098/rstb.2013.0190

9. Zaragozí, B., Belda, A., Font, P., Navarro, J., & Bonet, A. (2015). Advances in camera trap data management tools: Towards collaborative development and integration with GIS. *Ecological Informatics*, 30, 6–11. doi.org/10.1016/j.ecoinf.2015.08.001

10. Schneider, S., Greenberg, S., Taylor, G. W., & Kremer, S. C. (2020). Three critical factors affecting automated image species recognition performance for camera traps. *Ecology and Evolution*, 10(7), 3503–3517. doi.org/10.1002/ece3.6147

11. Fergus, P., Chalmers, C., Matthews, N., Nixon, S., Burger, A., Hartley, O., Sutherland, C.,

- Lambin, X., Longmore, S., & Wich, S. (2024). Towards context-rich automated biodiversity assessments: Deriving AI-powered insights from camera trap data. *Sensors*, 24(24), 8122. <https://doi.org/10.3390/s24248122>
12. Tian, K., Ji, L., Xiao, Y., Pang, D., Hou, P., Ji, Y., Wang, L., Li, X., Lu, J., Zhang, W., Wu, J., Cui, P., & Zhang, B. (2025). A novel target-oriented enhanced infrared camera trap data screening method. *Scientific Reports*, 15, Article 42. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-00042-1>
13. Velasco-Montero, D., Fernández-Berni, J., Carmona-Galán, R., Sanglas, A., & Palomares, F. (2024). Reliable and efficient integration of AI into camera traps for smart wildlife monitoring based on continual learning. *Ecological Informatics*, 83, 102815. doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102815
14. Deneu, B., Servajean, M., Bonnet, P., Botella, C., Munoz, F., & Joly, A. (2021). Convolutional neural networks improve species distribution modelling by capturing the spatial structure of the environment. *PLOS Computational Biology*, 17(4), e1008856. doi.org/10.1371/journal.pcbi.1008856
15. Kattenborn, T., Leitloff, J., Schiefer, F., & Hinz, S. (2021). Review on Convolutional Neural Networks (CNN) in vegetation remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 173, 24–49. doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.12.010
16. Ференц Н. М., Хомин І. Г., Горбань І. М., Горбань Л. І. Рідкісні види флори і фауни природного заповідника «Розточчя» та сучасні загрози щодо їх збереження // *Науковий вісник Національного університету біоресурсів і природокористування України*. Серія : Лісівництво та декоративне садівництво. 2012. Вип. 171(1). С. 229–235.
17. Bosak, P., Lukiyanuk, N., Pinder, V., Shukel, I., & Popovych, V. (2023). Performance analysis of protective functions of forest plantations of the Lviv railway line (Ukraine). *Ecological Questions*, 34(3), 1–18. doi.org/10.12775/EQ.2023.031
18. Popovych, V., Bosak, P., Petlovanyi, M., Telak, O., Karabyn, V., & Pinder, V. (2021). Environmental safety of phytogenic fields formation on coal mines tailings. *Series of Geology and Technical Sciences*, 2, 129–136. doi.org/10.32014/2021.2518-170X.44
19. Popovych, V., Skyba, T., Koval, V., Bosak, P., Kopystynskiy, Y. (2024). Ecological Successions of Urban Landfills of the Western Forest Steppe of Ukraine. *Ecological Engineering & Environmental Technology*, 25(7), 225–233. doi.org/10.12912/27197050/188601
20. Stryamets, H., Prykladivska, T., Hrebelska, V., Skobalo, O., & Ferents, N. (2021). Оцінка кліматичних тенденцій в Українському Розточчі за результатами динаміки пловіотермічних умов. *Наукові праці Лісівничої академії наук України*, (23), 130–151. [doi.org/https://doi.org/10.15421/412134](https://doi.org/10.15421/412134)
21. Пархук Г. В., Бовт Я. С., Стрямець Г. В., Стрямець Н. С., Горбань І. М., Косик Л. Б. Територіальна структура та зонування біосферного резервату "Розточчя". *Науковий вісник НЛТУ України*. 2010. № 16. С.80–85.
22. Stryamets, H. V., Gorban, L. I., Khomyn, I. G., & Ferents, N. M. (2018). Моніторинг стану трансформації та збереження біорізноманіття екосистем в умовах природного заповідника Розточчя. *Scientific Bulletin of UNFU*, 28(10), 57–61. <https://doi.org/10.15421/40281012>
23. Perry, George & Seidl, Rupert & Bellve, Andre & Rammer, Werner. (2022). An Outlook for Deep Learning in Ecosystem Science. *Ecosystems*. 25. 1–19. [10.1007/s10021-022-00789-y](https://doi.org/10.1007/s10021-022-00789-y).
24. Vélez, J., McShea, W., Shamon, H., Castiblanco, P., Chalmers, C., Fergus, P., & Fieberg, J. (2022). An evaluation of platforms for processing camera-trap data using artificial intelligence. *Methods in Ecology and Evolution*, 14. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.14044>
25. Guo, Qingchun & He, Zhenfang & Wang, Zhaosheng. (2024). Monthly climate prediction using deep convolutional neural network and long short-term memory. *Scientific Reports*. 14. [10.1038/s41598-024-68906-6](https://doi.org/10.1038/s41598-024-68906-6).
26. ElSakka M. et al. A review of CNN applications in smart agriculture using multimodal data. *Agriculture*, 2025, 15(1), 123–140.
27. Hänsch, Ronny & Chaurasia, Mousmi. (2024). Earth Observation and Machine Learning for Climate Change. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. 1676–1682. [10.1109/IGARSS53475.2024.10642282](https://doi.org/10.1109/IGARSS53475.2024.10642282).
28. D. Peleshko, T. Rak, M. Peleshko, I. Izonin and D. Batyuk, "Two-frames image superresolution based on the aggregate divergence matrix," 2016 IEEE First International Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP), Lviv, Ukraine, 2016, pp. 235–238, doi: 10.1109/DSMP.2016.7583548.

References:

- Norouzzadeh, M. S., Nguyen, A., Kosmala, M., Swanson, A., Palmer, M. S., Packer, C., & Clune, J. (2018). Automatically identifying, counting, and describing wild animals in camera-trap images with deep learning. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 115(25), E5716–E5725. <https://doi.org/10.1073/pnas.1719367115>
- Willi, M., Pitman, R. T., Cardoso, A. W., Locke, C., Swanson, A., Boyer, A., Veldthuis, M., &

- Fortson, L. (2019). Identifying animal species in camera trap images using deep learning and citizen science. *Methods in Ecology and Evolution*, 10(1), 80–91. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13099>
3. Tan, M., Chao, W., Cheng, J.-K., Zhou, M., Ma, Y., Jiang, X., Ge, J., Yu, L., & Feng, L. (2022). Animal detection and classification from camera trap images using different mainstream object detection architectures. *Animals*, 12(15), 1976. <https://doi.org/10.3390/ani12151976>
4. Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3), 338–353. [doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X).
5. Tan, M., Chao, W., Cheng, J.-K., Zhou, M., Ma, Y., Jiang, X., Ge, J., Yu, L., & Feng, L. (2022). Animal detection and classification from camera trap images using different mainstream object detection architectures. *Animals*, 12(15), 1976. <https://doi.org/10.3390/ani12151976>
6. Huang, R., Fan, M., Xing, Y., & Zou, Y. (2019). Image blur classification and unintentional blur removal. *IEEE Access*, 7, 115563–115574. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2932124>.
7. Kim, T., Mobeen, S., Alabdullah, B., Innab, N., Baili, J., Umer, M., Majeed, F., & Ashraf, I. (2024). ANFIS fuzzy convolutional neural network model for leaf disease detection. *Frontiers in Plant Science*, 15, Article 1465960. <https://doi.org/10.3389/fpls.2024.1465960>
8. Pettorelli, N., Safi, K., & Turner, W. (2014). Satellite remote sensing, biodiversity research and conservation of the future. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 369(1643), 20130190. <https://doi.org/10.1098/rstb.2013.0190>
9. Zaragozi, B., Belda, A., Font, P., Navarro, J., & Bonet, A. (2015). Advances in camera trap data management tools: Towards collaborative development and integration with GIS. *Ecological Informatics*, 30, 6–11. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2015.08.001>
10. Schneider, S., Greenberg, S., Taylor, G. W., & Kremer, S. C. (2020). Three critical factors affecting automated image species recognition performance for camera traps. *Ecology and Evolution*, 10(7), 3503–3517. <https://doi.org/10.1002/ece3.6147>
11. Fergus, P., Chalmers, C., Matthews, N., Nixon, S., Burger, A., Hartley, O., Sutherland, C., Lambin, X., Longmore, S., & Wich, S. (2024). Towards context-rich automated biodiversity assessments: Deriving AI-powered insights from camera trap data. *Sensors*, 24(24), 8122. <https://doi.org/10.3390/s24248122>
12. Tian, K., Ji, L., Xiao, Y., Pang, D., Hou, P., Ji, Y., Wang, L., Li, X., Lu, J., Zhang, W., Wu, J., Cui, P., & Zhang, B. (2025). A novel target-oriented enhanced infrared camera trap data screening method. *Scientific Reports*, 15, Article 42. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-00042-1>
13. Velasco-Montero, D., Fernández-Berni, J., Carmona-Galán, R., Sanglas, A., & Palomares, F. (2024). Reliable and efficient integration of AI into camera traps for smart wildlife monitoring based on continual learning. *Ecological Informatics*, 83, 102815. doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102815
14. Deneu, B., Servajean, M., Bonnet, P., Botella, C., Munoz, F., & Joly, A. (2021). Convolutional neural networks improve species distribution modelling by capturing the spatial structure of the environment. *PLOS Computational Biology*, 17(4), e1008856. doi.org/10.1371/journal.pcbi.1008856
15. Kattenborn, T., Leitloff, J., Schiefer, F., & Hinz, S. (2021). Review on Convolutional Neural Networks (CNN) in vegetation remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 173, 24–49. doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.12.010
16. Ferents, N. M., Khomyn, I. H., Horban, I. M., & Horban, L. I. (2012). Rare species of flora and fauna of the “Roztochchia” nature reserve and current threats to their conservation. *Scientific Bulletin of the National University of Life and Environmental Sciences of Ukraine. Series: Forestry and Ornamental Horticulture*, 171(1), 229–235.
17. Bosak, P., Lukyanchuk, N., Pinder, V., Shukel, I., & Popovych, V. (2023). Performance analysis of protective functions of forest plantations of the Lviv railway line (Ukraine). *Ecological Questions*, 34(3), 1–18. doi.org/10.12775/EQ.2023.031
18. Popovych, V., Bosak, P., Petlovanyi, M., Telak, O., Karabyn, V., & Pinder, V. (2021). Environmental safety of phytogenic fields formation on coal mines tailings. *Series of Geology and Technical Sciences*, 2, 129–136. doi.org/10.32014/2021.2518-170X.44
19. Popovych, V., Skyba, T., Koval, V., Bosak, P., Kopystynskyi, Y. (2024). Ecological Successions of Urban Landfills of the Western Forest Steppe of Ukraine. *Ecological Engineering & Environmental Technology*, 25(7), 225–233. doi.org/10.12912/27197050/188601
20. Stryamets, H., Prykladivska, T., Hrebelna, V., Skobalo, O., & Ferents, N. (2021). Assessment of climatic trends in Ukrainian Roztochchia based on the dynamics of pluviothermal conditions. *Naukovi Pratsi Lisivnychoyi Akademiyi Nauk Ukrainy*, (23), 130–151. <https://doi.org/10.15421/412134>
21. Parchuk, H. V., Bovt, Ya. S., Stryamets, H. V., Stryamets, N. S., Horban, I. M., & Kosyk, L. B. (2010). Territorial structure and zoning of the Roztochchia Biosphere Reserve. *Naukovyi Visnyk NLTU Ukrainy*, (16), 80–85

22. Stryamets, H. V., Gorban, L. I., Khomyn, I. G., & Ferents, N. M. (2018). Monitoring the state of transformation and preservation of biodiversity in ecosystems of the Roztochchia Nature Reserve. *Scientific Bulletin of UNFU*, 28(10), 57–61. <https://doi.org/10.15421/40281012>
23. Perry, George & Seidl, Rupert & Bellve, Andre & Rammer, Werner. (2022). An Outlook for Deep Learning in Ecosystem Science. *Ecosystems*. 25. 1-19. 10.1007/s10021-022-00789-y.
24. Vélez, J., McShea, W., Shamon, H., Castiblanco, P., Chalmers, C., Fergus, P., & Fieberg, J. (2022). An evaluation of platforms for processing camera-trap data using artificial intelligence. *Methods in Ecology and Evolution*, 14. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.14044>
25. Guo, Qingchun & He, Zhenfang & Wang, Zhaosheng. (2024). Monthly climate prediction using deep convolutional neural network and long short-term memory. *Scientific Reports*. 14. 10.1038/s41598-024-68906-6.
26. ElSakka M. et al. A review of CNN applications in smart agriculture using multimodal data. *Agriculture*, 2025, 15(1), 123–140.
27. Hänsch, Ronny & Chaurasia, Mousmi. (2024). Earth Observation and Machine Learning for Climate Change. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. 1676-1682. 10.1109/IGARSS53475.2024.10642282.
28. D. Peleshko, T. Rak, M. Peleshko, I. Izonin and D. Batyuk, "Two-frames image superresolution based on the aggregate divergence matrix," 2016 IEEE First International Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP), Lviv, Ukraine, 2016, pp. 235-238, doi: 10.1109/DSMP.2016.7583548.

© Ю. М. Сорочич, С. П. Стрямець,
О. В. Хлевной, Н. В. Жезло-Хлевна, 2025.

Оглядова стаття.

Надійшла до редакції 14.05.2025.

Прийнято до публікації 04.06.2025.