

РОЗУМОВСЬКИЙ МИКОЛА

Національний лісотехнічний університет України

<https://orcid.org/0009-0003-7291-811X>e-mail: mykolarozumovskyy@nltu.edu.ua

КРОШНИЙ ІГОР

Національний лісотехнічний університет України

<https://orcid.org/0000-0003-0018-7998>e-mail: kroshny.igor@nltu.edu.ua

ВИЯВЛЕННЯ ЗМІН У ЛІСАХ ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ НА ОСНОВІ АНАЛІЗУ ЗОБРАЖЕНЬ МІСЦЕВОСТІ

Збереження лісових ресурсів є нагальним завданням у боротьбі з екологічними проблемами сучасності. Ліси відіграють ключову роль у регулюванні клімату, збереженні біорізноманіття та забезпеченні численних екосистемних послуг. Однак у зв'язку зі зростаючим антропогенним навантаженням, таким як вирубка лісів, урбанізація та зміна клімату, лісові ресурси по всьому світу опинилися під загрозою. Моніторинг стану лісів та своєчасне виявлення змін у їх структурі є критично важливими для запобігання деградації природних екосистем та розробки ефективних стратегій збереження. Традиційні методи, такі як наземні обстеження та аналіз супутникових знімків, часто є трудомісткими, вимагають значних ресурсів і можуть бути схильними до людської помилки. Застосування сучасних технологій, зокрема штучних нейронних мереж (ШНМ), для аналізу зображень місцевості відкриває нові перспективи у цій галузі. ШНМ здатні автоматично навчатися розпізнавати складні візуальні патерни та виявляти зміни на зображеннях, що робить їх потужним інструментом для моніторингу лісових ресурсів. У даній статті розглянуто методи застосування ШНМ для виявлення та класифікації змін у лісах, таких як вирубка, повалення дерев вітром, лісові пожежі тощо. Особливу увагу приділено аналізу супутникових знімків та аерофотозйомці, що дозволяють ефективно відстежувати зміни на великих територіях.

Ключові слова: штучні нейронні мережі, згорткові нейронні мережі, глибоке навчання, аналіз зображень, семантична сегментація, супутникові знімки, збереження лісових ресурсів, моніторинг лісів.

RAZUMOVSKYY MYKOLA., KROSHNYI IGOR

National Forestry University of Ukraine

DETECTION OF FOREST CHANGES USING NEURAL NETWORKS BASED ON TERRAIN IMAGE ANALYSIS

The preservation of forest resources is an urgent task in addressing the ecological problems of the present day. Forests play a key role in climate regulation, biodiversity conservation, and the provision of numerous ecosystem services. They act as natural carbon sinks, help maintain water balance, and contribute to soil stability, which is critical for sustaining a healthy environment. However, due to increasing anthropogenic pressures such as deforestation, urbanization, and climate change, forest resources worldwide are under threat. Forests are disappearing at an alarming rate, leading to biodiversity loss, land degradation, and the intensification of the greenhouse effect.

Monitoring the condition of forests and promptly detecting changes in their structure are critically important for preventing the degradation of natural ecosystems and developing effective conservation strategies. Traditional methods, such as ground surveys and satellite image analysis, are often labor-intensive, resource-demanding, and prone to human error. Ground surveys, in particular, require a lot of time and effort, and they have limited territorial coverage, making them less effective for large-scale studies. Satellite image analysis, although more efficient on a larger scale, still requires significant human resources for data processing and interpretation.

The application of modern technologies, specifically artificial neural networks (ANNs), for image analysis opens new prospects in this field. ANNs can automatically learn to recognize complex visual patterns and detect changes in images, making them a powerful tool for monitoring forest resources. The use of ANNs allows for significant reduction of human influence by automating the data processing and improving the accuracy of change detection. This, in turn, facilitates a rapid response to negative changes and the development of prompt measures for forest conservation.

This article examines methods for using ANNs to detect and classify changes in forests, such as logging, windthrow, forest fires, and others. Particular attention is paid to the analysis of satellite images and aerial photography, which allow for effective monitoring of changes over large areas. Research results show that the use of ANNs significantly improves the efficiency and accuracy of monitoring forest changes compared to traditional methods. Automatic change detection allows for the timely identification of threats and the implementation of necessary measures for forest conservation. This is especially important in the context of rapidly increasing anthropogenic impact and climate change, which require prompt response and adaptive management strategies for forest resources.

Thus, the application of artificial neural networks for forest resource monitoring represents a promising research direction that can have a significant impact on the preservation of natural ecosystems and the maintenance of ecological balance on the planet.

Keywords: artificial neural networks, convolutional neural networks, deep learning, image analysis, segmentation, satellite images, forest conservation, forest monitoring.

Постановка проблеми

Своєчасне виявлення змін в екосистемах лісів є критично важливим для запобігання екологічним катастрофам та забезпечення сталого використання цих життєво важливих природних ресурсів. Ліси відіграють ключову роль у підтриманні екологічного балансу, регулюванні клімату та забезпеченні середовища проживання для безлічі видів. Проте, вирубка лісів, деградація лісів та інші порушення можуть призвести до серйозних наслідків, таких як втрата біорізноманіття, зміна клімату та збільшення частоти природних катастроф, таких як повені та зсуви.

Швидке виявлення змін у лісовому покриві дозволяє своєчасно впроваджувати заходи з охорони та

відновлення. Раннє виявлення незаконних рубок, лісових пожеж, нашеств'я шкідників і спалахів хвороб може зменшити їхній вплив до того, як вони переростуть у більш серйозні проблеми. Наприклад, своєчасне втручання у випадку лісової пожежі може запобігти поширенню вогню і завданню значних збитків. Аналогічно, раннє виявлення нашеств'я шкідників може дозволити проведення цілеспрямованого лікування для запобігання масовій загибелі дерев.

Роль у запобіганні екологічним катастрофам. Моніторинг змін у лісах є невід'ємною частиною запобігання та управління катастрофами. Ліси діють як природні бар'єри, захищаючи від ерозії ґрунтів, пом'якшуючи потоки води та знижуючи ризик повеней і зсувів. Коли ліси деградують або знищуються, ці захисні функції порушуються, що призводить до підвищення вразливості до екологічних катастроф. Наприклад, вирубка лісів у гірських районах може призвести до зсувів, а втрата мангрових лісів може погіршити наслідки прибережних штормів і цунамі. Крім того, ліси є значними поглиначами вуглецю, поглинаючи вуглекислий газ з атмосфери і допомагаючи зменшити зміни клімату. Вирубка лісів і їх деградація вивільняють накопичений вуглець назад в атмосферу, сприяючи глобальному потеплінню. Моніторинг стану лісів і своєчасне втручання дозволяють підтримувати здатність лісів до секвестрації вуглецю і знижувати викиди парникових газів.

Аналіз останніх джерел

Дана проблема широко поширена серед вивчення різними науковцями, зокрема в роботі [1] розглядається застосування передової моделі глибокого навчання на основі згорткової нейронної мережі (Convolutional Neural Networks - CNN) у поєднанні з об'єктно-орієнтованим аналізом зображень (OBIA) для картографування землекористування та покриття землі (LULC) в прибережній зоні Айн Темуцент на заході Алжиру. Використовуючи дані зображень Sentinel-2 та Pléiades, метод досяг високої точності (93.5%), перевершуючи інші методи машинного навчання, такі як випадковий ліс та опорні вектори. Окрім цього варто також відзначити роботу [2] у якій пропонується новий тип глибокої згорткової нейронної мережі (DCNN) для автоматичної класифікації зображень супутника Landsat-8 у місті Цінхуандао, провінція Хебей. Запропонована модель вирішує проблеми традиційних CNN, такі як слабка здатність до узагальнення та складність автоматизації створення навчальної бази, і демонструє високу точність (82%) та коефіцієнт каппа (0.76). Модель показує кращі результати порівняно з методами опорних векторів та максимальної правдоподібності, покращивши загальну точність на 5% та 14% відповідно.

Не менш важливою роботою є стаття [3] у якій розглядаються зміни в землекористуванні та покритті землі (LCLU) на півострові Крозон, з акцентом на аналіз багаторічних змін у прибережній зоні. Для цього були використані три алгоритми дистанційного зондування - підтримуючий векторний апарат (SVM), випадковий ліс (RF) з геооб'єктно-орієнтованим аналізом зображень (GEOBIA) та CNN - на основі даних SPOT 5 і Sentinel 2 за 2007 і 2018 роки. Результати показали, що CNN забезпечила найвищу точність (до 90%), покращивши загальну точність класифікації на 5-10% порівняно з SVM та RF, і виявила значні зміни, такі як збільшення оброблюваних і неозелених територій та висока вирубка лісів через урбанізацію. Таким чином у даній роботі буде розглянуто можливості застосування ШНМ, зокрема CNN, для виявлення та класифікації змін у лісових масивах на основі аналізу зображень місцевості.

Метою роботи є: дослідження та оцінка застосування ШНМ для моніторингу та збереження лісових ресурсів шляхом виявлення та класифікації змін у їх структурі. Включає аналіз ефективності ШНМ у розпізнаванні складних візуальних патернів та змін на супутникових знімках і аерофотозйомках, що сприятиме своєчасному виявленню загроз і розробці ефективних стратегій збереження природних екосистем.

Сучасний стан лісових ресурсів

Згідно із статистичними даними Продовольчої та сільськогосподарської організації ООН (ФАО), загальна площа лісів у світі у 2020 році становила близько 4,06 мільярдів гектарів, що складає 31% від загальної площі суходолу (рис. 1). Однак, незважаючи на зусилля зі збереження лісів, спостерігається стійка тенденція до зменшення їх площі.

Proportion and distribution of global forest area by climatic domain, 2020

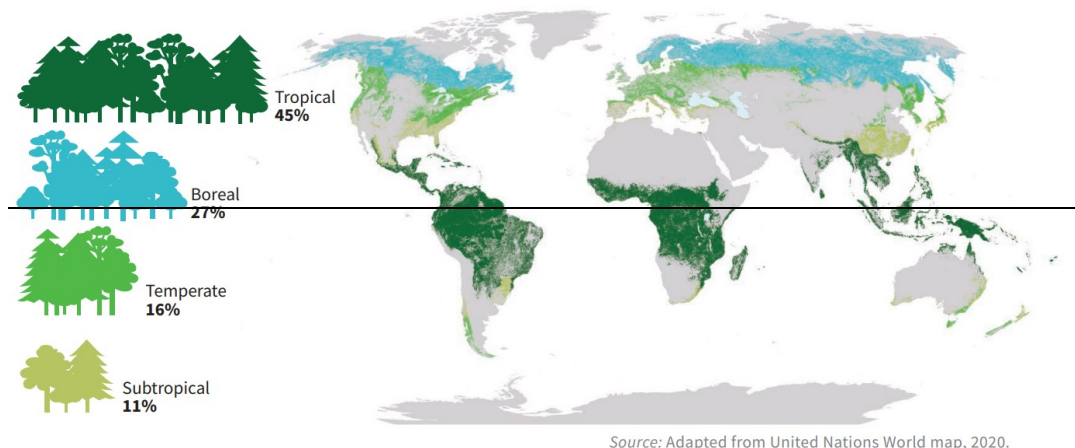


Рис. 1. Частка та розподіл світової площі лісів за кліматичними областями, 2020 рік

За даними доповіді ФАО "Глобальна оцінка лісових ресурсів 2020" [4], у період з 2015 по 2020 рік щорічні темпи втрати лісового покриву становили близько 10 мільйонів гектарів (рис. 2). Найбільші втрати лісів зафіксовані в тропічних регіонах (рис. 3), де вирубка лісів відбувається переважно через розширення сільськогосподарських угідь та комерційних лісозаготівель.

Annual rate of forest expansion and deforestation, 1990–2020



Рис. 2. Щорічні темпи збільшення площі лісів та вирубки лісів, 1990-2020 рр.

Annual forest area net change, by decade and region, 1990–2020

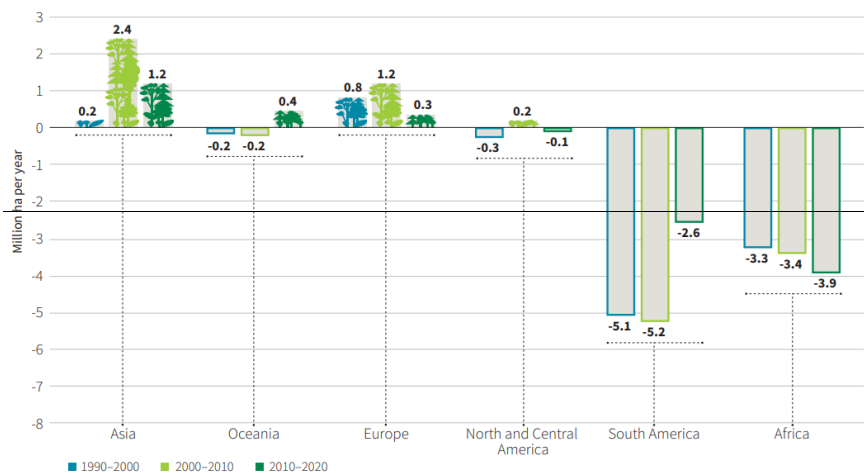


Рис. 3. Щорічна зміна площі лісів за десятиліттями та регіонами, 1990-2020 рр.

Штучні нейронні мережі в аналізі зображень

Традиційно для моніторингу лісів використовуються наземні обстеження та аналіз супутникових знімків. Наземні обстеження забезпечують детальні дані про стан лісових масивів [5], однак вони є трудомісткими, вимагають значних ресурсів і часто обмежуються невеликими ділянками.

Аналіз супутникових знімків дозволяє охопити великі території [6], але часто вимагає ручної обробки та інтерпретації даних, що робить процес моніторингу трудомістким і схильним до помилок. Крім того, низька роздільна здатність деяких супутникових знімків може ускладнювати виявлення дрібномасштабних змін у лісових масивах. Отже, існує нагальна потреба у розробці більш ефективних та автоматизованих методів моніторингу лісових ресурсів, здатних забезпечити своєчасне виявлення змін та надійні дані для прийняття рішень щодо збереження лісів.

Штучні нейронні мережі (ШНМ) є потужними інструментами машинного навчання, які імітують роботу біологічних нейронних мереж мозку. ШНМ складаються з величезної кількості з'єднаних між собою вузлів, або нейронів, здатних навчатися на основі наявних даних.

Ось основні аспекти ШНМ:

- Нейрони: Приймає вхідні сигнали, обробляє їх і генерує вихідний сигнал.
- Ваги: Кожен вхідний сигнал нейрона має відповідну вагу, яка модифікує сигнал. Ваги змінюються під час процесу навчання, щоб оптимізувати модель.
- Функції активації: Функція, яка визначає вихід нейрона на основі суми вхідних сигналів та ваг.
- Шари: Нейрони організовані в шари. Є вхідний шар (отримує дані), приховані шари (обробляють дані) та вихідний шар (генерує результати).

Щоб отримати чітке уявлення про основні елементи, що використовуються для побудови моделей ШНМ, на Рис. 4 представлено загальну модель штучної нейронної мережі, яка містить основні компоненти

таких моделей. x_1, \dots, x_p - представляють інформацію (вхідні дані), яку нейрон отримує від зовнішньої сенсорної системи або від інших нейронів, з якими він має зв'язок. $w = (w_1, \dots, w_p)$ — це вектор синаптичних ваг, що модифікує отриману інформацію, імітуючи синапс між біологічними нейронами. Їх можна інтерпретувати як коефіцієнти підсилення, які можуть ослаблювати або підсилювати значення, що вони прагнуть передати нейрону. Параметр b_j відомий як зміщення (перехоплення або поріг) нейрона. У контексті ШНМ, навчання означає метод модифікації ваг зв'язків між вузлами (нейронами) визначеної мережі.

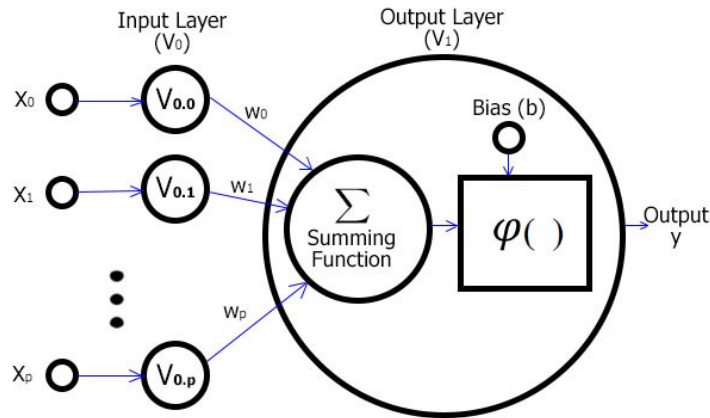


Рис.4. Загальна модель ШНМ прямого поширення (перцептрон)

Різні значення, які нейрон отримує, модифікуються синаптичними вагами, які потім додаються разом, утворюючи так звану чисту вхідну суму. У математичній нотації це виглядає так:

$$v_j = \sum_{i=1}^p \omega_{ij} x_j \quad (1)$$

Ця чиста вхідна сума (v_j) визначає, чи активується нейрон чи ні. Активація нейрона залежить від того, що ми називаємо функцією активації. Чиста вхідна сума оцінюється у цій функції, і ми отримуємо вихід мережі:

$$y_j = g(v_j) \quad (2)$$

де g - функція активації. Наприклад, якщо ми визначимо цю функцію як одиничний крок (також називається пороговою функцією), вихід буде 1, якщо чиста вхідна сума більше нуля; інакше вихід буде 0. Хоча немає біологічної поведінки, яка б вказувала на наявність чогось подібного до нейронів мозку, використання функції активації є прийомом, що дозволяє застосовувати ШНМ до широкого спектра реальних проблем. Таким чином, вихід нейрона (y_j) генерується шляхом оцінки чистої вхідної суми (v_j) у функції активації. Ми можемо передавати вихід нейрона іншим нейронам або він може бути виходом мережі, який, залежно від застосування, матиме інтерпретацію для користувача.

Узагальнюючи, робота моделі штучної нейронної мережі виконується простими елементами, званими нейронами. Сигнали передаються між нейронами через зв'язкові ланки. Кожна зв'язкова ланка має асоційовану вагу, яка, у типовій нейронній мережі, множить переданий сигнал. Кожен нейрон застосовує функцію активації (зазвичай нелінійну) до вхідних сигналів мережі (суми важених вхідних сигналів) для визначення свого відповідного знаку.

Одношарова ШНМ (див. рис. 4), сама по собі має низьку обробну здатність і низький рівень застосовності; її справжня сила полягає в міжзв'язку багатьох ШНМ, як це відбувається у людському мозку. Це мотивувало різних дослідників пропонувати різні топології (архітектури) для з'єднання нейронів один з одним у контексті ШНМ. Також бувають багатшарові ШНМ (рис.5), які містять один або більше прихованих шарів та використовуються для більш складних задач.

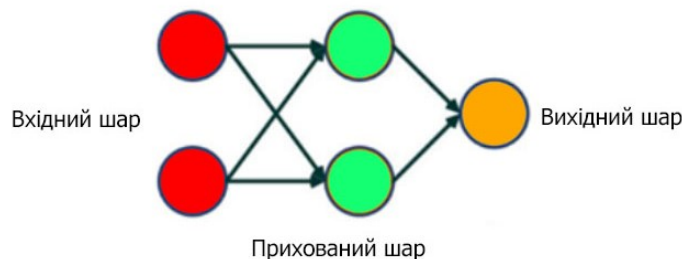


Рис.5. Вигляд багатшарової ШНМ (MLP)

Окрім вищезгаданих ШНМ існують також CNN (рис. 6), які спеціалізовані для обробки зображень і відео та використовують згорткові шари для автоматичного виділення ознак.

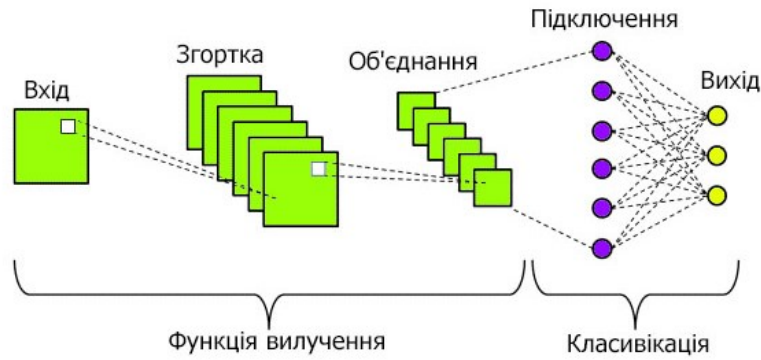


Рис. 6 Вигляд згорткової нейронної мережі (CNN)

Також варто відзначити генеративно-змагальні мережі (GAN), вигляд якої наведено на рис. 7. Такі ШНМ складаються з двох мереж, а саме генератора і дискримінатора, які змагаються між собою для створення нових, реалістичних даних.

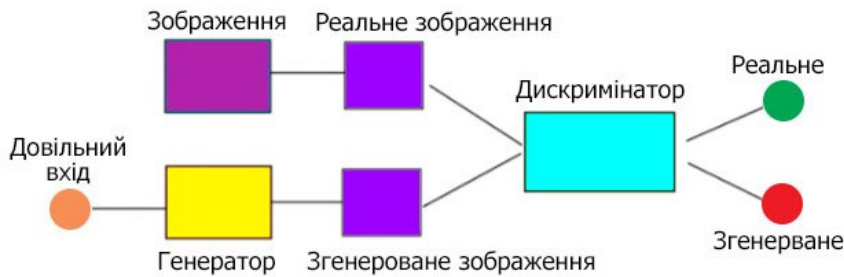


Рис. 7 Вигляд генеративно-змагальної мережі (GAN)

У зв'язку з цим, найбільш оптимальною ШНМ для виконання поставленого завдання може бути CNN, оскільки вона складається із кількох шарів згортки та підвибірки, які дозволяють виявляти локальні ознаки на зображеннях, такі як краї, текстури та форми. Таким чином, після кожного шару згортки застосовується нелінійна функція активації, що дозволяє моделі навчатися розпізнавати більш складні ознаки. Повністю зв'язані шари наприкінці CNN використовуються для класифікації об'єктів на основі виявлених ознак.

Приклади застосування CNN в аналізі зображень включають розпізнавання обличчя [7, 8], виявлення пошкоджень на аерофотознімках [9, 10], класифікацію типів ландшафту на супутникових знімках [11, 12], аналіз медичних зображень [13, 14] та багато іншого. Завдяки своїй здатності автоматично виявляти складні візуальні патерни, CNN є ідеальним інструментом для аналізу зображень місцевості з метою виявлення змін у лісових масивах.

Методологія дослідження та навчання ШНМ

Для навчання ШНМ з метою виявлення змін у лісах необхідно мати великі набори якісних даних зображень місцевості. Основними джерелами таких даних є супутникові знімки та аерофотозйомка.

Супутникові знімки забезпечують регулярне покриття великих територій з різною роздільною здатністю. Популярними джерелами супутникових даних є програми Landsat, Sentinel (рис. 8), та інші. Дані з цих джерел доступні безкоштовно та мають глобальне покриття.

Аерофотозйомка забезпечує знімки з дуже високою роздільною здатністю, що дозволяє виявляти навіть невеликі зміни у структурі лісу. Однак аерофотозйомка обмежена певними регіонами та вимагає більше ресурсів для збору даних.

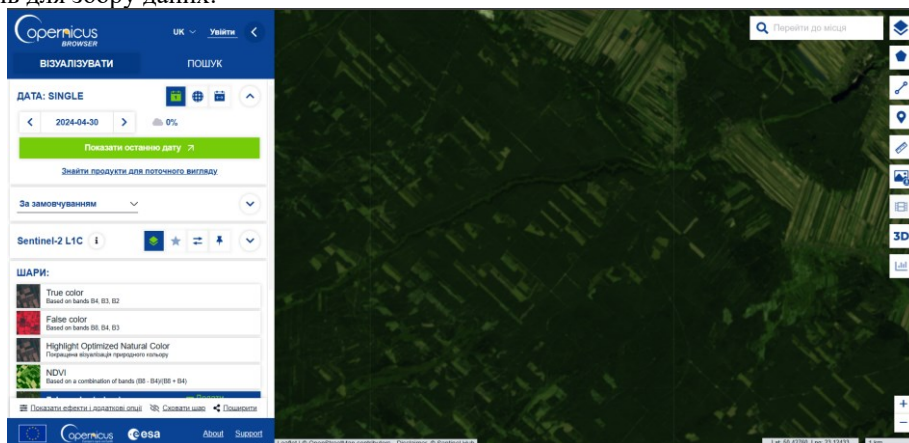


Рис.8 Приклад супутникового знімку з Sentinel-2

Після збору вхідних даних необхідно провести їх ретельну обробку та підготовку. Це включає такі кроки, як нормалізація даних, розмічення та аугментація. При цьому, нормалізація даних необхідна для усунення варіацій освітлення, атмосферних ефектів (рис. 9).



Рис.9 Приклад атмосферних ефектів на знімку

Розмічення (анотація) даних шляхом позначення областей змін та їх типів експертами. Ця процедура є трудомісткою, але критично важливою для навчання нейронних мереж. Один із варіантів - створити власний набір даних, збираючи зображення з Інтернету, або фотографуючи об'єкти власноруч та анотувати їх вручну за допомогою певних програм (рис. 10), таких як програма для анотацій зображення (VGG).

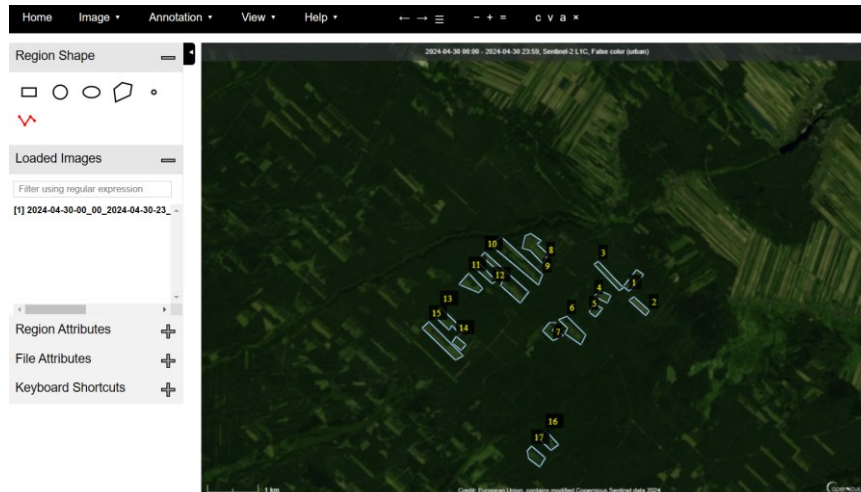


Рис.10 Приклад анотації вирубаних ділянок в програмі VGG

Аугментація даних шляхом застосування різних перетворень (обертання, масштабування тощо) для збільшення обсягу навчальних даних та покращення узагальнюючої здатності моделі.

Після підготовки набору даних наступним кроком є вибір архітектури нейронної мережі та налаштування процесу її навчання. Популярними архітектурами CNN, які застосовуються для семантичної сегментації зображень, є U-Net [15], SegNet [16], DeepLabV3+ [17] та інші. Ці моделі показують високу точність та ефективність у різноманітних завданнях аналізу зображень лісових покривів.

Після вибору архітектури відбувається процес навчання нейронної мережі з використанням розмічених навчальних даних. Застосовуються різні алгоритми оптимізації, такі як стохастичний градієнтний спуск, Adam, RMSProp тощо для налаштування вагових коефіцієнтів моделі. Важливим аспектом є також уникнення перенавчання моделі, для чого застосовуються такі методи, як регуляризація, зупинка навчання за валідаційною похибкою, аугментація даних тощо. Після успішного навчання нейронна мережа може застосовуватися для аналізу нових наборів зображень місцевості з метою виявлення змін у лісових масивах. Цей процес передбачає декілька основних кроків:

1. Попередня обробка тестових зображень подібна до тієї, яка виконувалась з навчальними даними.
2. Пропускання оброблених зображень через навчену нейронну мережу для отримання прогнозованих міток або масок сегментації об'єктів.
3. Порівняння поточних зображень з попередніми знімками тієї ж місцевості для ідентифікації областей, в яких відбулися зміни. Це може бути виконано за допомогою пост-обробки прогнозів нейронної мережі.
4. Класифікація типу змін для кожної виявленої області за допомогою додаткового класифікатора або вбудованого в нейронну мережу модуля класифікації. Типові класи змін включають вирубку лісу, лісову пожежу, повалені дерева внаслідок буревіїв тощо.

5. Візуалізація та представлення результатів у формі карт, зображень змін, статистичних звітів для полегшення інтерпретації та прийняття рішень.

Таким чином, застосування сучасних методів глибокого навчання, зокрема згорткових нейронних мереж, дозволяє здійснювати автоматизований аналіз великих наборів даних зображень місцевості для виявлення та класифікації змін у лісах з високою точністю та ефективністю.

Точність виявлення та класифікації змін

Оцінка ефективності розробленої моделі на основі ШНМ для виявлення та класифікації змін у лісових масивах є ключовим аспектом дослідження. Для цього використовуються різні метрики точності, такі як загальна точність, точність по класах змін, відгук (повнота) та специфічність (прецизійність).

Загальна точність моделі визначається як відсоток правильно класифікованих пікселів або сегментів зображення. Вона дає уявлення про загальну продуктивність моделі. Типові значення загальної точності для сучасних моделей на основі CNN варіюються від 85% до 95% в залежності від складності набору даних.

Крім того, важливо оцінювати точність окремо для кожного класу змін, таких як вирубка лісу, лісова пожежа, буревій тощо. Це дозволяє виявити класи, для яких модель працює найкраще або найгірше, і зосередити зусилля на вдосконаленні розпізнавання проблемних класів.

Метрика відгуку вказує, яку частку справжніх змін певного типу модель змогла виявити. Висока повнота є критичною для забезпечення своєчасного виявлення всіх змін у лісі. З іншого боку, специфічність показує, наскільки модель уникає помилкових спрацювань та хибних виявлень.

Майбутні напрямки досліджень та практичні рекомендації

Хоча отримані результати є багатообіцяючими, існують певні напрямки для подальшого вдосконалення та розширення методів виявлення змін у лісах за допомогою нейронних мереж:

- Покращення архітектур CNN для більш точного виявлення дрібномасштабних змін та розпізнавання складних візерунків на зображеннях місцевості шляхом використання новітніх технік, таких як моделі уваги, мультимасштабні підходи тощо.
- Розробка методів для ефективного поєднання даних з різних джерел, наприклад, супутникових знімків різної роздільної здатності, аерофотозйомки та даних лазерного сканування, для отримання максимально повної інформації про стан лісових масивів.
- Застосування методів передачі навчання та узагальнення моделей на нові регіони та типи лісів, мінімізуючи потребу в розмічених даних для кожної нової місцевості.
- Інтеграція виявлення змін у лісах з моніторингом інших природних ресурсів, таких як ґрунти, водні об'єкти, сільськогосподарські угіддя, для створення комплексної системи спостереження за станом навколишнього середовища.
- Розробка інтерфейсів та інструментів для ефективного візуалізації, інтерпретації та поширення результатів аналізу серед зацікавлених сторін, таких як організації з охорони навколишнього середовища, урядові установи та місцеві громади.

Висновки

Таким чином, результати цього дослідження можуть бути впроваджені в практику для покращення управління лісовими ресурсами на різних рівнях. На місцевому та регіональному рівнях розроблені методи можуть застосовуватися для моніторингу стану лісових масивів, раннього виявлення загроз, таких як незаконні рубки або лісові пожежі, та оперативного реагування.

На національному та міжнародному рівнях дані моніторингу лісів за допомогою CNN можуть бути інтегровані в системи звітності та прийняття рішень щодо політики лісового господарства, збереження біорізноманіття та боротьби зі змінами клімату. Запропоновані методи дозволяють автоматизовано виявляти різні типи змін, такі як вирубка лісу, лісові пожежі, буревії тощо, з високою точністю та ефективністю у порівнянні з традиційними підходами. Використання великих наборів навчальних даних, розмічених експертами, та сучасних архітектур CNN забезпечує надійне розпізнавання навіть дрібномасштабних змін у складних лісових середовищах.

Перевагами підходу на основі CNN є скорочення часу та ресурсів, необхідних для моніторингу, висока масштабованість та можливість регулярного оновлення даних за допомогою нових супутникових знімків або аерофотозйомки. Крім того, автоматизація процесу дозволяє уникнути людських помилок і забезпечує послідовність аналізу.

Загалом, застосування штучних нейронних мереж (ШНМ) для аналізу зображень місцевості відкриває нові можливості для більш ефективного та своєчасного виявлення змін у лісах, що є критично важливим для вирішення нагальних екологічних проблем і забезпечення стійкого майбутнього нашої планети. Успішне впровадження цих технологій може зробити значний внесок у збереження лісових ресурсів, регулювання клімату, збереження біорізноманіття та досягнення цілей сталого розвитку.

Література

1. Zaabar N. Application of convolutional neural networks with object-based image analysis for land cover and land use mapping in coastal areas / S. Niculescu, & M. Kamel // A case study in Ain Témouchent, Algeria. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing – 2022 – № 15, P. 5177-5189. DOI: <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2022.3185185>.

2. Hu Y. A deep convolution neural network method for land cover mapping / Q. Zhang, Y. Zhang, & H. Yan // A case study of Qinhuangdao, China. *Remote Sensing* – 2018 – № 10, P. 2053. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs10122053>.
3. Xie G. & Niculescu S. Mapping and monitoring of land cover/land use (LCLU) changes in the crozon peninsula from 2007 to 2018 by machine learning algorithms and by post-classification comparison (PCC) // *Remote Sensing* – 2021 – № 13, P. 3899. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs13193899>.
4. FAO. 2020. *Global Forest Resources Assessment 2020 – Key findings*. Rome.
5. Гірс О. А. Рекомендації щодо розбудови державної системи моніторингу лісів України / І.Ф. Букша, В.П. Пастернак, Т.С. Пивовар // Харків, УкрНДЦЛГА – 2019 – 35 с.
6. Бандурка, О. І. Методи і алгоритми аналізу геоданих для рішення задачі оцінки антропогенного впливу на довкілля – 2023.
7. Benradi H. A hybrid approach for face recognition using a convolutional neural network combined with feature extraction techniques / A. Chater & A. Lasfar // *IAES Int J Artif Intell* – 2023 – № 12, P. 627-640.
8. Rajeshkumar G. Smart office automation via faster R-CNN based face recognition and internet of things. *Measurement* / M. Braveen, R. Venkatesh, P. Shermila, B. Prabu ... & A. Jeyam // *Sensors* – 2023 № 27, P. 100719. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.measen.2023.100719>.
9. Gwon G. CNN-based image quality classification considering quality degradation in bridge inspection using an unmanned aerial vehicle / J. H. Lee, I. H. Kim & H. J. Jung // *IEEE access* – 2023 – № 11, P. 22096-22113. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3238204>.
10. Gadhav P. Post-Disaster Aerial Image Analysis Using Deep Learning and Image Processing. In *International Conference on Soft Computing for Security Applications* / P. Chaturvedi, S. Bera, A. Singh, & R. Joseph // Singapore: Springer Nature Singapore – 2023 – P. 345-362. DOI: https://doi.org/10.1007/978-981-99-3608-3_24.
11. Khan S. D. & Basalamah, S. Multi-branch deep learning framework for land scene classification in satellite imagery // *Remote Sensing* – 2023 – № 15, P. 3408. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs15133408>.
12. Lilay M. Y. & Taye G. D. Semantic segmentation model for land cover classification from satellite images in Gambella National Park, Ethiopia // *SN Applied Sciences* – 2023 – № 5, P. 76. DOI: <https://doi.org/10.1007/s42452-023-05280-4>.
13. Yu H. Convolutional neural networks for medical image analysis: state-of-the-art, comparisons, improvement and perspectives / L. T. Yang, Q. Zhang, D. Armstrong, & M. J. Deen // *Neurocomputing* – 2021 – № 444, P. 92-110. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.04.157>.
14. Kshatri S. & Singh D. Convolutional Neural Network in Medical Image Analysis // A Review. *Arch Computat Methods Eng* – 2023 – № 30, P. 2793–2810. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.04.157>.
15. Andrei A. T. & Grigore O. Low-Cost Optimized U-Net Model with GMM Automatic Labeling Used in Forest Semantic Segmentation // *Sensors* – 2023 – № 23, P. 8991. DOI: <https://doi.org/10.3390/s23218991>.
16. Jonnalagadda A. V. & Hashim H. A. SegNet: A segmented deep learning based Convolutional Neural Network approach for drones wildfire detection // *Remote Sensing Applications: Society and Environment* – 2024 – P. 101181. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2024.101181>.
17. Hizal C. Forest Semantic Segmentation Based on Deep Learning Using SENTINEL-2 Images / G. Gülsu, H. Y. Akgün, B. Kulavuz, T. Bakirman, A. Aydın, & B. Bayram // *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* – 2024 – № 48, P. 229-236. DOI: <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-4-W9-2024-229-2024>.

References

1. Zaabar N. Application of convolutional neural networks with object-based image analysis for land cover and land use mapping in coastal areas / S. Niculescu, & M. Kamel // *A case study in Ain Témouchent, Algeria. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* – 2022 – № 15, P. 5177-5189. DOI: <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2022.3185185>.
2. Hu Y. A deep convolution neural network method for land cover mapping / Q. Zhang, Y. Zhang, & H. Yan // A case study of Qinhuangdao, China. *Remote Sensing* – 2018 – № 10, P. 2053. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs10122053>.
3. Xie G. & Niculescu S. Mapping and monitoring of land cover/land use (LCLU) changes in the crozon peninsula from 2007 to 2018 by machine learning algorithms and by post-classification comparison (PCC) // *Remote Sensing* – 2021 – № 13, P. 3899. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs13193899>.
4. FAO. 2020. *Global Forest Resources Assessment 2020 – Key findings*. Rome.
5. Hirs O.A. Recommendations for the development of a state forest monitoring system in Ukraine / I.F. Buksha, V.P. Pasternak, T.S. Pyvovar // Kharkiv, UkrRFIA – 2019 – 35 p.
6. Bandurka, O. I. Methods and algorithms of geodata analysis for solving the problem of assessing anthropogenic impact on the environment – 2023.
7. Benradi H. A hybrid approach for face recognition using a convolutional neural network combined with feature extraction techniques / A. Chater & A. Lasfar // *IAES Int J Artif Intell* – 2023 – № 12, P. 627-640.
8. Rajeshkumar G. Smart office automation via faster R-CNN based face recognition and internet of things. *Measurement* / M. Braveen, R. Venkatesh, P. Shermila, B. Prabu ... & A. Jeyam // *Sensors* – 2023 № 27, P. 100719. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.measen.2023.100719>.
9. Gwon G. CNN-based image quality classification considering quality degradation in bridge inspection using an unmanned aerial vehicle / J. H. Lee, I. H. Kim & H. J. Jung // *IEEE access* – 2023 – № 11, P. 22096-22113. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3238204>.
10. Gadhav P. Post-Disaster Aerial Image Analysis Using Deep Learning and Image Processing. In *International Conference on Soft Computing for Security Applications* / P. Chaturvedi, S. Bera, A. Singh, & R. Joseph // Singapore: Springer Nature Singapore – 2023 – P. 345-362. DOI: https://doi.org/10.1007/978-981-99-3608-3_24.
11. Khan S. D. & Basalamah, S. Multi-branch deep learning framework for land scene classification in satellite imagery // *Remote Sensing* –

2023 – № 15, P. 3408. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs15133408/>.

12. Lilay M. Y. & Taye G. D. Semantic segmentation model for land cover classification from satellite images in Gambella National Park, Ethiopia // *SN Applied Sciences* – 2023 – № 5, P. 76. DOI: <https://doi.org/10.1007/s42452-023-05280-4>.

13. Yu H. Convolutional neural networks for medical image analysis: state-of-the-art, comparisons, improvement and perspectives / L. T. Yang, Q. Zhang, D. Armstrong, & M. J. Deen // *Neurocomputing* – 2021 – № 444, P. 92-110. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.04.157>.

14. Kshatri S. & Singh D. Convolutional Neural Network in Medical Image Analysis // *A Review. Arch Computat Methods Eng* – 2023 – № 30, P. 2793–2810. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.04.157>.

15. Andrei A. T. & Grigore O. Low-Cost Optimized U-Net Model with GMM Automatic Labeling Used in Forest Semantic Segmentation // *Sensors* – 2023 – № 23, P. 8991. DOI: <https://doi.org/10.3390/s23218991>.

16. Jonnalagadda A. V. & Hashim H. A. SegNet: A segmented deep learning based Convolutional Neural Network approach for drones wildfire detection // *Remote Sensing Applications: Society and Environment* – 2024 – P. 101181. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2024.101181>.

17. Hızal C. Forest Semantic Segmentation Based on Deep Learning Using SENTINEL-2 Images / G. Gülsu, H. Y. Akgün, B. Kulavuz, T. Bakırman // *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* – 2024 – № 48, P. 229-236. DOI: <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-4-W9-2024-229-2024>.