


Хмельницький національний університет
Факультет інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерних наук

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

на тему Метод ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень
нейромережевими засобами

Галузь знань 12 – Інформаційні технології
Шифр і назва галузі знань
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки
Шифр і назва спеціальності
Освітня програма Комп'ютерні науки
Назва освітньої програми

Виконав: студент групи КН-21-2  Андрій ДЕРКАЧ
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: к.т.н., доц. каф. КН  Олександр ПАСІЧНИК
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Нормоконтроль: к.т.н., доц. каф. КН  Руслан БАГРІЙ
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

До захисту допускаю:

Зав. кафедри КН, д.т.н., професор  Олександр БАРМАК
Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

06 2025 р.

Хмельницький 2025

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
Факультет інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерних наук
Освітній ступінь бакалавр
Галузь знань 12 – Інформаційні технології
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри комп'ютерних наук

(підпис)

д.т.н., професор Олександр БАРМАК
«10» 02 2025 року

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами»
2. Завдання видано студенту Андрію ДЕРКАЧУ
(Ім'я, прізвище)
3. Керівник роботи доцент кафедри КН Олександр Пасічник
(посада, ім'я, прізвище)
4. Затверджено наказом університету від «07» 02 2025 р. № _____
5. Дата видачі завдання студенту: «10» 02 2025 р.
6. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:

Мета роботи – підвищення ефективності ідентифікації їстівних грибів шляхом автоматизованого аналізу зображень за допомогою нейромережесвих методів. Для досягнення поставленої мети необхідно виконати такі завдання: провести аналіз методів ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень та можливостей, переваг та недоліків нейромережесвих засобів; спроектувати метод ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами; виконати програмну реалізацію методу та провести експериментальне тестування підвищення точності ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

№	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи бакалавра	Термін виконання	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики кваліфікаційної роботи бакалавра з керівником, складання календарного графіка виконання	січень 2025	Виконав
2	Ознайомлення з предметною областю, формулювання мети і задач дослідження, визначення об'єкта та предмета дослідження	лютий 2025	Виконав
3	Проектування та розроблення методу вирішення завдання, загальної архітектури програмного забезпечення, інтерфейсу користувача, вибір засобів реалізації програмного забезпечення	березень 2025	Виконав
4	Створення та тестування програмного забезпечення, дослідження ефективності, висновки з виконаної роботи	квітень 2025	Виконав
5	Написання пояснювальної записки, урахування зауважень керівника, оформлення згідно з вимогами	травень 2025	Виконав
6	Розробка презентаційних матеріалів та попередній захист кваліфікаційної роботи	травень 2025	Виконав
7	Отримання відгуку керівника, рецензії, перевірка на плагіат, нормоконтроль	червень 2025	Виконав
8	Підготовка до захисту та захист кваліфікаційної роботи	червень 2025	Виконав

Виконавець: студентка групи КН-21-2
Група виконавця

Підпис

Андрій ДЕРКАЧ
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: к.т.н., доц. каф. КН
Науковий ступінь, посада

Підпис

Олександр ПАСІЧНИК
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами»

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студент групи КН-21-1 Андрій Деркач

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра: к.т.н., доцент кафедри КН Олександр Пасічник

Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
50	14	7	44	2

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення точності ідентифікації їстівних грибів шляхом використання сучасних методів автоматизованого аналізу зображень, зокрема засобів глибинного навчання та нейромережових технологій. Для досягнення поставленої мети було розроблено, реалізовано та досліджено метод ідентифікації їстівних грибів на основі зображень, який передбачає попередню обробку вхідних даних, завантаження нейромережевої моделі та класифікацію за допомогою згорткових нейронних мереж. У рамках роботи створено веб застосунок із використанням бібліотеки TensorFlow.js, що дозволяє здійснювати ідентифікацію грибів у реальному часі безпосередньо у веб браузері. Модель було навчено за допомогою онлайн-платформи Teachable Machine, що забезпечила швидку інтеграцію та оптимізацію процесу навчання. Проведено аналіз результатів роботи методу.

Ключові слова: TensorFlow.js, веб, гриби

Виконавець: студента групи КН-21-2
Група виконавця


Підпис

Андрій ДЕРКАЧ
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Зміст

Перелік скорочень	3
Вступ.....	4
Розділ 1 Аналіз предметної області та постановка задачі.....	6
1.1 Огляд теоретичних підходів ідентифікації їстівних грибів	6
1.2 Аналіз можливостей, переваг та недоліків нейромережових засобів для ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень	7
1.3 Аналіз інформаційного забезпечення предметної області	10
1.4 Мета та завдання кваліфікаційної роботи	14
Розділ 2 Проектування методу ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами.....	15
2.1 Основна ідея методу.....	15
2.2 Загальний опис TensorFlow.js.....	17
2.3 Навчання моделі	21
2.4 Загальна схема методу	25
2.5 Критерії оцінювання точності методу	27
2.6 Висновки до розділу 2	29
Розділ 3 Експериментальне тестування методу ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами	30
3.1 Функціональне призначення та структура програмних складових	30
3.2 Вибір засобів для програмної реалізації методу	32
3.3 Особливості реалізації програмних складових	33
3.4 Дослідження методу ідентифікації їстівних грибів за аналізом	37
3.5 Оцінювання точності ідентифікації їстівних грибів	39
3.6 Висновки до розділу 3	42
Загальні висновки	43
Перелік посилань	45

Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
GPGPU	General-purpose computing on graphics processing units
CNN	Згорткова нейронна мережа
SIFT	Scale-Invariant Feature Transform
SURF	Speeded Up Robust Features
HOG	Histogram of Oriented Gradients
ViT	Vision Transformer
SVM	Support Vector Machine
API	Application Programming Interface
WebGL	Web Graphics Library
WASM	WebAssembly
GPU	Graphics Processing Unit
CPU	Central Processing Unit
HM	Навчена Модель
CSV	Comma-Separated Values
JSON	JavaScript Object Notation
SQL	Structured Query Language
TP	True positive
TN	True negative
FP	False positive (FP)
FN	False negative
ROC	Receiver Operating Characteristic
AUC	Area Under the Curve
HTML	HyperText Markup Language
CSS	Cascading Style Sheets

Вступ

Кваліфікаційна робота бакалавра присвячена розробці методу ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевыми засобами.

Актуальність. Цифрові технології дедалі глибше проникають у повсякденне життя, змінюючи підходи до вирішення як побутових, так і наукових завдань. Вони стають ключовими інструментами в аналізі даних, зокрема в обробці зображень. Завдяки розвитку нейромереж, сьогодні з'явилася можливість автоматизовано розпізнавати об'єкти, що раніше вимагали участі фахівця — наприклад, їстівні гриби. У структурі сучасної життєдіяльності такі рішення не лише підвищують зручність і безпеку, а й сприяють впровадженню інновацій у практичні сфери.

Ідентифікація грибів — процес, що вимагає точності, адже помилка може мати серйозні наслідки для здоров'я. Використання нейромереж для аналізу зображень дозволяє мінімізувати людський фактор і підвищити достовірність розпізнавання. Такий підхід відкриває можливість створення зручних мобільних застосунків, доступних навіть для непідготовлених користувачів. У контексті зростаючого інтересу до "тихого полювання", подібні рішення стають не просто актуальними, а й необхідними для безпечного збору грибів.

Застосування нейромережевих технологій для ідентифікації грибів є не лише сучасним, а й цілком доцільним підходом. Гриби мають візуальні ознаки, які добре піддаються аналізу за допомогою комп'ютерного зору. Нейромережі здатні навчатися на великій кількості зображень, виявляючи деталі, що часто залишаються поза увагою людини. Це дає змогу створювати інструменти з високим рівнем точності, які можна ефективно застосовувати у реальних умовах. У результаті — підвищується безпека та обізнаність користувачів під час збирання грибів.

Об'єкт дослідження — процес ідентифікації їстівних грибів на зображеннях.

Предмет дослідження — нейромережеві методи та технології для

ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень.

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра – підвищення точності ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами.

Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра

Для досягнення поставленої мети визначені такі задачі дослідження:

- провести аналіз методів ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень;
- провести аналіз можливостей, переваг та недоліків нейромережових засобів для ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень;
- спроектувати метод ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами;
- виконати програмну реалізацію методу ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами;
- виконати дослідження підвищення точності ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами.

Структура та обсяг роботи.

Кваліфікаційна робота бакалавра складається з вступу, трьох розділів, висновків, переліку посилань та додатків. Загальний обсяг роботи становить 50 сторінок, з яких 41 сторінок основного тексту, і включає 14 рисунків та 7 таблиці.

Розділ 1 Аналіз предметної області та постановка задачі

1.1 Огляд теоретичних підходів ідентифікації їстівних грибів

Стрімкий розвиток комп'ютерної техніки [1] протягом останніх десятиліть призвів до суттєвого підвищення обчислювальних можливостей як апаратного, так і програмного забезпечення. Зростання продуктивності, поява графічних процесорів загального призначення (GPGPU) [2], а також широке впровадження хмарних технологій [3] створили підґрунтя для реалізації обчислювально складних алгоритмів, які раніше були обмежені теоретичними розробками. Особливої актуальності набули методи штучного інтелекту [4], зокрема штучні нейронні мережі [5], здатні до обробки великих масивів даних та навчання на прикладах [6], зокрема для аналізу зображень.

Одним із практичних напрямів застосування комп'ютерних технологій є пошук об'єктів на зображеннях, або *image-based retrieval* [7]. Такий підхід передбачає подання зображення-запиту до системи, яка, використовуючи попередньо оброблені та проіндексовані вектори ознак з великого набору зображень, виконує порівняння й знаходить найбільш схожі за змістом. Основу таких систем складають глибокі згорткові нейронні мережі (CNN) [8], що дозволяють автоматично витягувати ключові візуальні характеристики (*feature maps*) без необхідності ручного опису ознак.

Завдяки високій здатності до узагальнення, нейромережеві моделі демонструють високу точність при ідентифікації об'єктів у природному середовищі, зокрема у завданнях класифікації біологічних зразків, до яких належать і гриби. Такі моделі здатні враховувати варіації візуальних характеристик об'єктів, що є важливим для точного розпізнавання навіть у складних умовах. Це відкриває широкі можливості для реалізації систем, здатних розпізнавати їстівні та неїстівні гриби на основі аналізу зображення, зробленого, наприклад, камерою мобільного пристрою [9].

Використання таких технологій не тільки підвищує точність класифікації, але й забезпечує доступність інструментів для користувачів, що шукають рішення

для поля чи лісу, де швидка ідентифікація може бути критично важливою. У цьому контексті розпізнавання зображень стало однією з ключових галузей застосування нейромереж [10] із забезпеченням точності, адаптивності і масштабованості рішень. Такі підходи є доцільними для задач класифікації об'єктів на зображеннях, зокрема — ідентифікації їстівних грибів за візуальними ознаками.

Такі системи вже активно досліджуються у світовій науковій літературі, зокрема щодо застосування CNN у задачах пошуку та класифікації біологічних зображень [11], де вони демонструють високу точність, стійкість до шумів і здатність працювати з неоднорідними та складними даними, такими як зображення рослин, тварин або грибів, отримані в польових умовах з різною якістю освітлення та фону.

Отже, еволюція комп'ютерних систем і поява ефективних методів машинного навчання сприяли активному розвитку інтелектуальних систем обробки візуальної інформації. Нейромережеві підходи, зокрема згорткові архітектури, довели свою ефективність у завданнях класифікації та пошуку зображень. Їх застосування в контексті ідентифікації їстівних грибів є науково та практично обґрунтованим, оскільки дозволяє підвищити точність розпізнавання та забезпечити зручність використання в реальному середовищі. Таким чином, сучасні нейромережеві засоби формують надійну основу для розробки адаптивних систем виявлення біологічних об'єктів за візуальними ознаками.

1.2 Аналіз можливостей, переваг та недоліків нейромережевих засобів для ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень

У сучасній практиці аналізу зображень, зокрема в завданнях біологічної класифікації, існує кілька підходів до розпізнавання об'єктів, кожен з яких має свої особливості, переваги та обмеження [12]. Традиційні методи комп'ютерного зору — наприклад, на основі алгоритмів класифікації з ручним виділенням ознак (SIFT, SURF, HOG тощо [13]) — демонструють прийнятні результати для простих

випадків, однак втрачають ефективність у задачах з високою варіативністю візуальних ознак, як-от розпізнавання грибів у природному середовищі. Зовнішній вигляд їстівних грибів може значно змінюватися залежно від умов освітлення, фону, віку плодових тіл та навіть регіону зростання. Більше того, багато видів мають схожі морфологічні риси, що ускладнює завдання класифікації для традиційних підходів. У таких випадках глибокі згорткові нейронні мережі (CNN) демонструють значно вищу ефективність, оскільки здатні автоматично витягувати релевантні ознаки з необроблених зображень, враховуючи контекст, форму, текстуру та кольорову палітру. Згідно з результатами дослідження, опублікованого у 2022 році, застосування CNN у задачах класифікації грибів дозволило досягти точності понад 94 % при тестуванні на польових зображеннях у складних умовах зйомки [14].

З огляду на це, особливої актуальності набули методи, що базуються на штучних нейронних мережах, зокрема згорткових (CNN) та трансформерних архітектурах (ViT) [15]. Нейромережеві моделі не потребують ручної генерації ознак — вони здатні самостійно навчатися узагальненим представленням даних, які мають найбільше значення для класифікації. Це дозволяє ефективно вирішувати задачу ідентифікації грибів навіть у випадках, коли візуальні відмінності між видами мінімальні або нечітко виражені для людського ока. Зокрема, трансформерні архітектури, які спочатку були розроблені для задач обробки природної мови, довели свою ефективність і в аналізі зображень, демонструючи конкурентні або кращі результати порівняно з CNN у завданнях класифікації складних об'єктів. Наприклад у іншому дослідженні 2023 року Vision Transformer досяг ще більшої точності при класифікації грибів за польовими зображеннями, що свідчить про високий потенціал цієї архітектури в реальних умовах [16].

Серед альтернативних підходів можна виділити методи машинного навчання, що базуються на деревоподібних структурах (Random Forest, Decision Tree) [17], метод опорних векторів (SVM) [18] та ансамблеві методи [19]. Хоча такі підходи можуть показувати непогані результати на малих наборах даних, їх

продуктивність зазвичай значно поступається нейромережевим рішенням на складних візуальних задачах. Крім того, ці алгоритми вимагають ретельного відбору ознак, що підвищує складність попередньої обробки даних і не завжди гарантує високу узагальнюваність моделі [20].

У контексті розпізнавання грибів, де точність класифікації безпосередньо впливає на безпеку людини, критично важливою є здатність системи адаптуватися до нових вхідних даних, змін умов середовища та варіацій у візуальних характеристиках об'єктів. Саме в таких ситуаціях нейромережеві засоби проявляють свої сильні сторони: гнучкість у структурі, можливість донавчання та масштабованість на великі обсяги зображень різного походження. Завдяки архітектурам глибокого навчання, моделі можуть автоматично пристосовуватися до нових контекстів — наприклад, оновлення моделі для розпізнавання грибів іншого регіону не потребує її повної перебудови, а лише додаткового тренування на специфічному наборі даних [21].

Серед ключових переваг нейромережевих підходів слід зазначити їх здатність виявляти складні, нелінійні залежності між візуальними ознаками, що часто є неможливим для класичних методів. Це дозволяє покращити точність ідентифікації навіть у складних випадках, коли різні види грибів мають подібну морфологію. Крім того, сучасні глибокі моделі забезпечують високу стійкість до шуму, варіацій фону та освітлення, що робить їх практично цінними для застосування у польових умовах або в мобільних додатках [22].

Проте, разом із перевагами, нейромережі мають низку обмежень. По-перше, для ефективного навчання таких моделей необхідні великі марковані вибірки, що у випадку рідкісних грибів може бути складно реалізувати. По-друге, самі моделі характеризуються значною обчислювальною складністю, що обумовлює потребу у відповідному апаратному забезпеченні або використанні хмарних сервісів. Ще одним недоліком є складність інтерпретації рішень — на відміну від дерев класифікації або логістичної регресії, результати нейромережі є менш прозорими для аналізу [23].

Одним із практичних інструментів, що дозволяє реалізувати згорткові нейронні мережі без потреби у складному серверному середовищі, є TensorFlow.js — бібліотека з відкритим кодом, розроблена компанією Google для розгортання моделей машинного навчання безпосередньо в браузері або на стороні клієнта. Основною перевагою TensorFlow.js є її кросплатформенність, що дозволяє використовувати готові моделі як у вебзастосунках, так і на мобільних пристроях, без встановлення додаткового програмного забезпечення. Завдяки підтримці WebGL, обчислення можуть виконуватися з апаратним прискоренням, що суттєво підвищує продуктивність навіть на пристроях із обмеженими ресурсами. Крім того, TensorFlow.js забезпечує простий інтерфейс для імпорту моделей, створених у Teachable Machine або Python-версії TensorFlow, що робить її зручною для інтеграції у навчальні, наукові або прикладні проєкти. Особливо важливо, що цей інструмент дозволяє організувати взаємодію з користувачем у реальному часі, що є цінним у задачах польової ідентифікації грибів за зображенням, знятим на камеру смартфона.

Таким чином, з урахуванням технічних можливостей, зручності інтеграції та гнучкості використання, обрання TensorFlow.js є найбільш доцільним рішенням для реалізації системи ідентифікації їстівних грибів за зображенням. Ця технологія поєднує переваги глибокого навчання з високою доступністю та легкістю впровадження, що дозволяє створювати ефективні, масштабовані та користувачо-орієнтовані застосунки. У контексті бакалаврського проєкту, який передбачає використання обмежених ресурсів, TensorFlow.js забезпечує оптимальний баланс між технологічною ефективністю, реалістичністю впровадження та якісними результатами розпізнавання.

1.3 Аналіз інформаційного забезпечення предметної області

Сучасні інформаційні технології забезпечують широкі можливості для дослідження, збереження та обробки зображень природних об'єктів, включаючи їстівні гриби. Значна увага приділяється пошуковим сервісам, мобільним

застосункам, а також спеціалізованим нейромережевим платформам, що дозволяють здійснювати ідентифікацію об'єктів за зображеннями.

Серед актуальних програмних засобів варто виділити Google Lens, який використовує алгоритми комп'ютерного зору для порівняння вхідного зображення з базою даних схожих зображень. Google Lens зображено на рисунку 1.1.

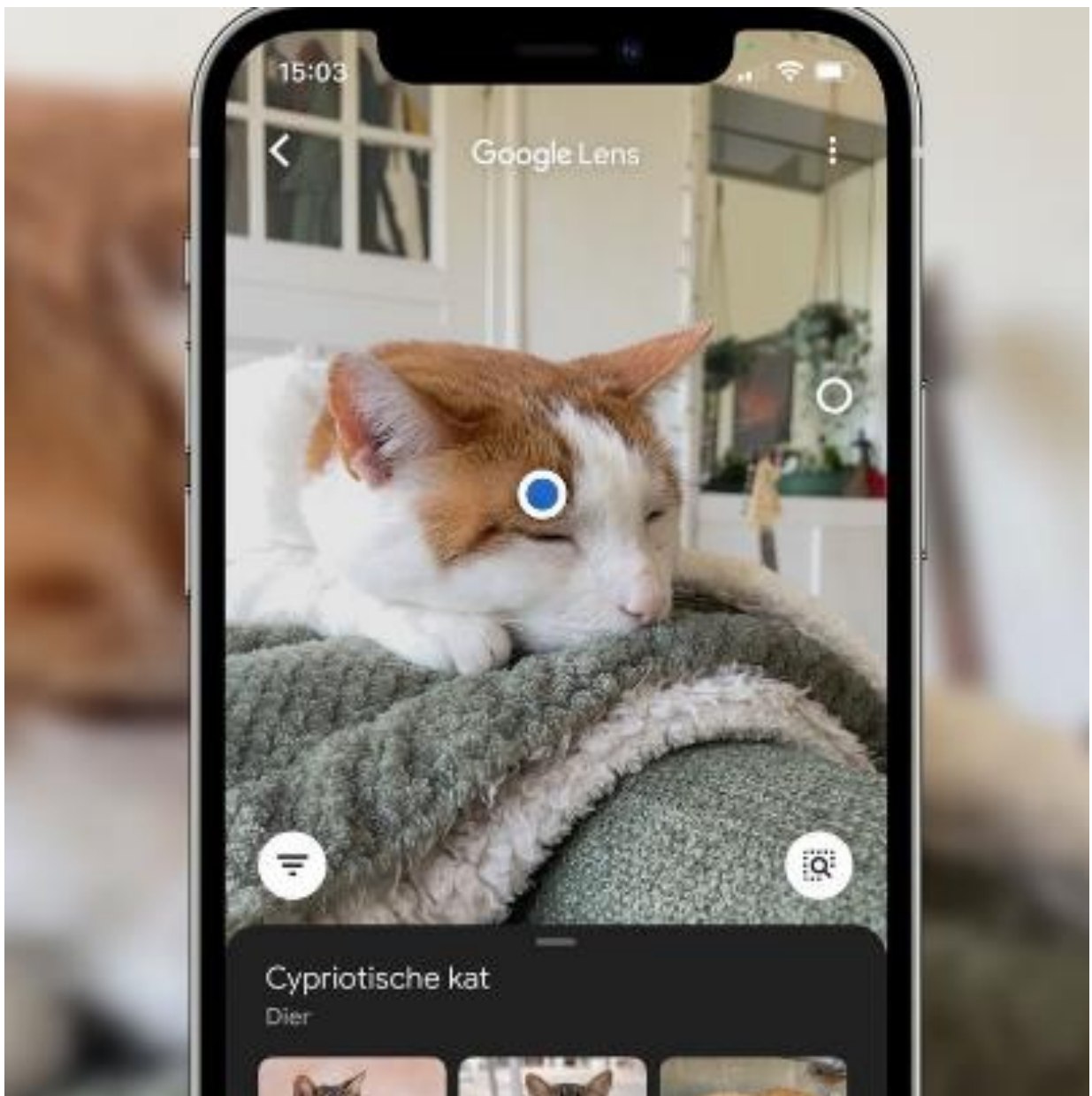


Рисунок 1.1 – Інтерфейс додатку “Google Lens” [24]

Переваги: висока швидкість обробки, підтримка великої бази зображень, зручна інтеграція з екосистемою Google.

Недоліки: залежність від підключення до Інтернету, не завжди точна класифікація для біологічних об'єктів, таких як гриби.

Іншим прикладом є PlantSnap — спеціалізований застосунок, що дозволяє визначати рослини та гриби, використовуючи глибокі нейронні мережі для класифікації зображень. Додаток PlantSnap зображено на рисунку 1.2.



Рисунок 1.2 – Інтерфейс додатку “PlantSnap” [25]

Переваги: орієнтованість на природні об'єкти, зокрема флору та гриби, постійне оновлення бази, навчання на реальних фото.

Недоліки: результати можуть бути менш точними для рідкісних або малопоширених видів, іноді спостерігається повільна обробка в безкоштовній версії.

Більш вузько орієтованим є застосунок Mushroom Identify, розроблений для розпізнавання грибів за фотографіями, що виконує класифікацію з високим рівнем точності. Додаток Mushroom Identify зображено на рисунку 1.3.

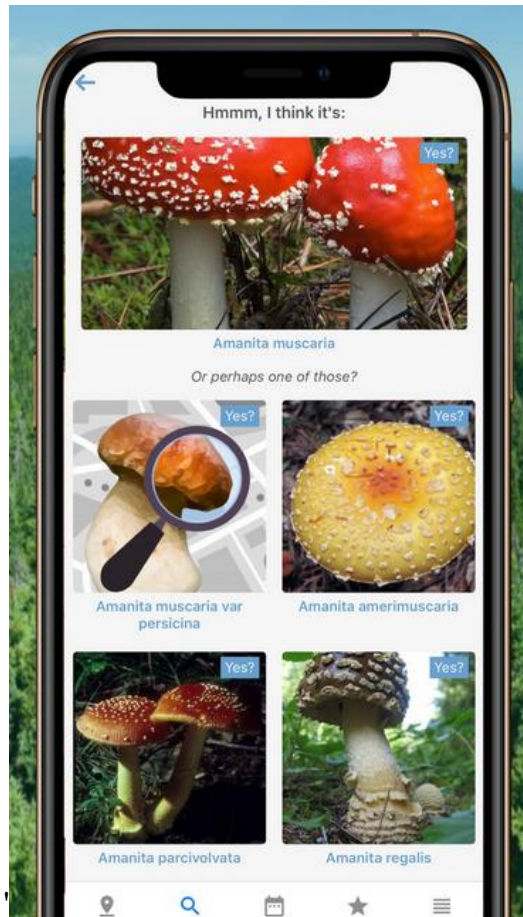


Рисунок 1.3 – Інтерфейс додатку “Mushroom Identify” [26]

Переваги: спеціалізація саме на грибах, можливість врахування локальних особливостей, висока точність при якісному зображенні.

Недоліки: обмежена база видів у безкоштовній версії, чутливість до якості вхідного зображення, можливі труднощі з ідентифікацією у випадку спотворень.

Пошук наукових публікацій у Google Scholar [27] за період 2023–2025 років підтверджує актуальність тематики застосування глибокого навчання для задач класифікації візуальних даних. У дослідженні Demirel & Demirel (2023) [28] було запропоновано використання моделі MobileNetV2_GAP_flatten_fc для класифікації грибів у природному середовищі, досягнувши точності до 99.99% на навчальних даних. У дослідженні Bashir et al. (2024) [29] було застосовано різні моделі згорткових нейронних мереж для класифікації 103 видів грибів, досягнувши точності 96.70% на тестових даних. У дослідженні Gürfidan & Akçay (2024) [30] було розроблено мобільний застосунок MushAPP, який досягає точності 99.8% у визначенні видів та токсичності грибів за допомогою глибокого навчання.

Таким чином, як програмні рішення, так і наукові дослідження свідчать про ефективність використання нейромережевих технологій для задач класифікації зображень, зокрема ідентифікації грибів. Водночас важливо враховувати обмеження кожного інструмента, обираючи той, який найкраще відповідає поставленим цілям дослідження.

1.4 Мета та завдання кваліфікаційної роботи

Проведено огляд методів аналізу зображень грибів, огляд нейромережевих засобів та аналіз існуючих підходів до покращення ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами.

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є покращення ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами.

Для досягнення поставленої мети визначені такі задачі дослідження:

- провести аналіз методів ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень;
- провести аналіз можливостей, переваг та недоліків нейромережевих засобів для ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень;
- спроектувати метод ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами;
- виконати програмну реалізацію методу ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами;
- виконати дослідження підвищення точності ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами.

Розділ 2 Проектування методу ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами

2.1 Основна ідея методу

Розробка методу ідентифікації їстівних грибів на основі аналізу зображень базується на застосуванні згорткових нейронних мереж, реалізованих за допомогою бібліотеки TensorFlow.js [31]. Метод включає низку кроків, кожен з яких спрямований на забезпечення коректної обробки вхідних даних, точності класифікації та зручності використання системи в реальному часі. Основними компонентами є підготовка навчальної моделі, попередня обробка зображень, ініціалізація та виконання розпізнавання, пост обробка результатів і їх інтерпретація у веб інтерфейсі [32]. Загальна схему методу зображена на рисунку 2.1.

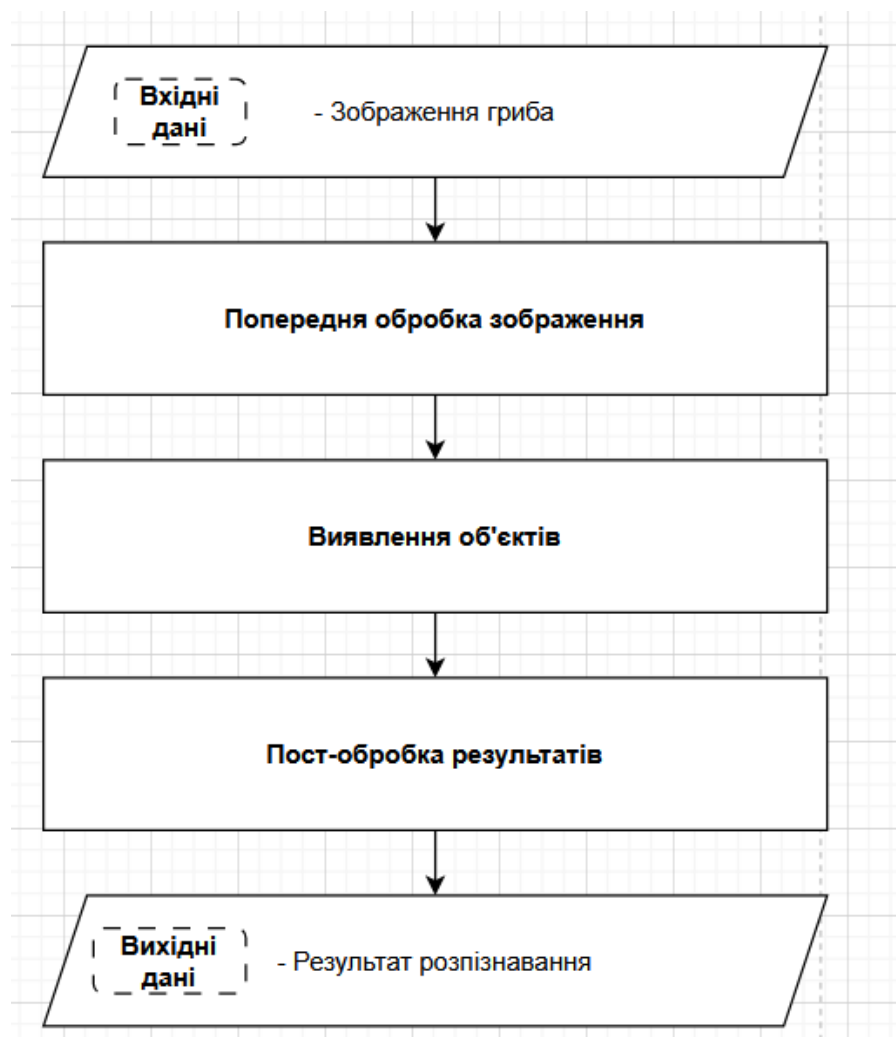


Рисунок 2.1 – Загальна схема методу

На етапі підготовки даних здійснюється збір зображень грибів, що охоплюють різні кути огляду, умови освітлення, природне середовище тощо. Кожне зображення маркується вручну відповідно до виду гриба — для цього використовуються онлайн-інструменти на зразок Teachable Machine [33], які дозволяють створити анотації та одразу експортувати модель у форматі, придатному для TensorFlow.js. Для підвищення стійкості моделі до варіативності умов зйомки застосовуються методи аугментації — зокрема, обертання, дзеркальне відображення, масштабування, зміна контрасту та яскравості [34].

Попередня обробка зображення.

На цьому етапі здійснюється трансформація вхідного зображення гриба у формат, придатний для аналізу нейронною мережею. Зокрема, зображення масштабується до стандартного розміру (наприклад, 224×224 пікселі), нормалізуються значення пікселів (наприклад, приведення до діапазону $[0;1]$), а також виконується перетворення у тензорну форму, сумісну з бібліотекою TensorFlow.js. За необхідності може застосовуватись фільтрація шуму, усунення фону або інші прийоми підвищення якості вхідного сигналу. Цей етап є критично важливим для забезпечення узгодженості даних та підвищення точності подальшої інференції [35].

Виявлення об'єктів.

Центральний етап — безпосередня інференція, тобто передбачення класу об'єкта на основі зображення. Підготовлене зображення подається на вхід згорткової нейронної мережі, яка виконує прямий прохід (forward pass) через послідовність згорткових, активаційних та пулінгових шарів [36]. Результатом є вектор імовірностей для кожного з можливих класів (наприклад: «білий гриб», «мухомор червоний», «лисичка» тощо). Модель, розроблена у середовищі Teachable Machine та експортована у формат TensorFlow.js, завантажується та виконується безпосередньо у браузері користувача. Це дозволяє ідентифікувати гриб у реальному часі без потреби у серверних обчисленнях.

Пост-обробка результатів.

Отримані ймовірності класифікації інтерпретуються для визначення найвірогіднішого класу. Зазвичай вибирається клас із найвищою ймовірністю, яка додатково відображається у зручному вигляді (наприклад, у відсотках) [37]. Крім того, до результату може додаватися додаткова інформація — їстівність гриба, опис, сезон зростання, попередження щодо можливого отруєння тощо. Усе це може реалізовуватись через інтеграцію з локальними базами даних або онлайн-джерелами. На цьому етапі формується остаточна відповідь системи, яка виводиться користувачеві у графічному або текстовому форматі у веб інтерфейсі.

У даному розділі було розглянуто послідовність етапів обробки зображення гриба з метою його ідентифікації за допомогою нейромережових засобів. Сформульовано загальну архітектуру методу, яка охоплює попередню обробку зображення, виявлення об'єктів за допомогою згорткової нейронної мережі та постобробку отриманих результатів. Такий підхід забезпечує автоматизовану класифікацію грибів за зображенням з можливістю реалізації у веб інтерфейсі без використання серверних обчислень. Описана структура є універсальною та може бути адаптована для широкого спектра задач візуального розпізнавання об'єктів у природному середовищі [38]. Запропоноване рішення є ефективним, гнучким і придатним для практичного застосування в системах підтримки рішень з ідентифікації грибів.

2.2 Загальний опис архітектури нейронної мережі у TensorFlow

Метод ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень ґрунтується на використанні архітектури TensorFlow. Архітектура TensorFlow представлена на рисунку 2.2.

Це передбачає виконання таких кроків.

1. Модель, створена в Python (.h5, SavedModel).

Перший крок — створення моделі за допомогою фреймворків TensorFlow або Keras мовою Python. Результатом є збережена модель у форматі .h5 або SavedModel. Ці формати містять усі необхідні компоненти: архітектуру мережі,

параметри (ваги), а також конфігурацію процесу навчання [39]. Такий підхід дозволяє формувати модель на основі великих датасетів, використовуючи потужні ресурси на етапі навчання.

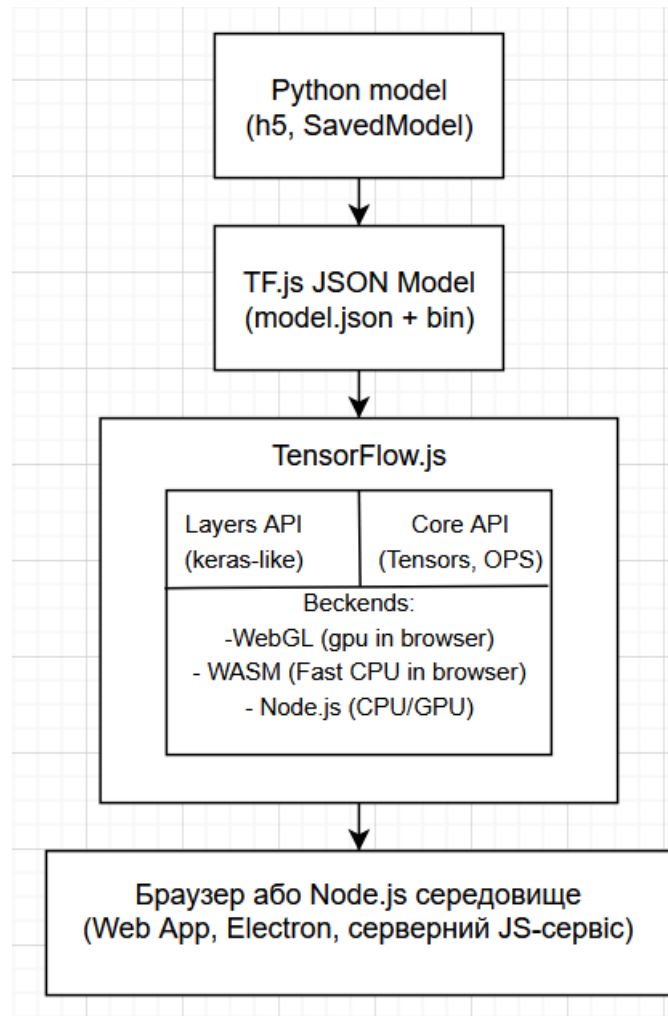


Рисунок 2.2 – Архітектура TensorFlow.js

2. Перетворення моделі за допомогою tfjs-converter.

Оскільки браузер не здатен напряму інтерпретувати формати TensorFlow (Python), необхідне попереднє перетворення моделі у формат, сумісний із TensorFlow.js. Для цього застосовується спеціальний інструмент `tensorflowjs_converter` [40]. У результаті перетворення створюється файл `model.json`, який містить структуру моделі, та один або кілька `.bin` файлів із вагами нейронної мережі. Ці файли є самодостатніми і готовими до завантаження у вебзастосунок.

3. Модель у форматі TensorFlow.js (model.json + bin).

На цьому кроці модель перебуває в готовому до використання вигляді. Формат TF.js JSON Model спеціально адаптований для роботи у JavaScript-середовищах. Його основна перевага — повна незалежність від середовища Python та готовність до інтеграції у клієнтську частину вебзастосунку. Це забезпечує гнучкість при розгортанні нейромережових рішень без потреби в серверах [41].

4. Використання бібліотеки TensorFlow.js.

Завантажена модель імпортується у середовище TensorFlow.js, яке містить два рівні API:

Layers API — високорівневий інтерфейс, стилізований під Keras, призначений для швидкого створення моделей або їх адаптації. Забезпечує простоту і зручність роботи, що є актуальним у прикладних проєктах.

Core API — низькорівневий програмний інтерфейс, який надає розширені можливості маніпулювання тензорами, виконання математичних операцій, створення власних шарів і обчислювальних графів. Це особливо корисно для завдань, що вимагають індивідуального налаштування або оптимізації.

5. Виконання обчислень на бекенді.

TensorFlow.js підтримує декілька бекендів виконання, які визначають, де саме відбудуватиметься обчислення:

WebGL — використання GPU у браузері через графічний інтерфейс WebGL, що дозволяє суттєво прискорити виконання моделей.

WASM (WebAssembly) — високопродуктивна альтернатива для CPU, яка забезпечує швидке обчислення навіть без графічного процесора.

Node.js — бекенд для серверного виконання або роботи у середовищах на зразок Electron, з можливістю використання CPU або GPU [42].

Автоматичний вибір найбільш продуктивного бекенда забезпечує ефективність навіть на слабких пристроях.

6. Середовище виконання: браузер або Node.js.

Останнім кроком є виконання моделі у вебсередовищі або у Node.js. Це може бути як звичайна вебсторінка з інтерактивною взаємодією з користувачем

(наприклад, аналіз зображень з камери), так і серверний застосунок або десктопна програма. Особливо важливо, що обчислення виконуються локально, що не тільки знижує затримки, а й забезпечує конфіденційність даних користувача.

Нейронна мережа у TensorFlow.js складається з семи шарів (рис 2.3).

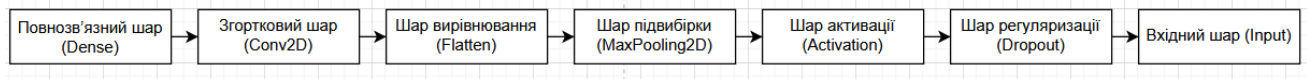


Рисунок 2.3 – Шари нейронної мережі у TensorFlow.js

Кожен шар виконує певну трансформацію над вхідними даними та передає результат на наступний рівень. Залежно від типу мережі та задачі, використовуються різні шари, кожен з яких має специфічне призначення.

Повнозв'язний шар (Dense).

Цей тип шару є одним з найпоширеніших у нейронних мережах. У повнозв'язному шарі кожен нейрон підключений до всіх виходів попереднього шару. Основна функція полягає у виконанні лінійного перетворення даних із подальшим застосуванням функції активації. Такі шари зазвичай використовуються у завершальних етапах моделі, зокрема для класифікації результатів.

Згортковий шар (Conv2D).

Згорткові шари широко застосовуються у згорткових нейронних мережах (CNN) для обробки зображень. Вони виконують операції згортки, що дозволяє ефективно виявляти локальні ознаки, такі як краї, кути, текстури. Кожен фільтр (ядро згортки) проходить по зображенню та генерує відповідні карти ознак.

Шар підвибірки (MaxPooling2D).

Цей шар зменшує просторову роздільність карти ознак шляхом вибору найбільшого значення у кожному фрагменті вхідних даних. Завдяки цьому досягається зменшення розмірності, зниження обчислювального навантаження та зменшення ризику перенавчання. Також шар сприяє підвищенню інваріантності до зсувів вхідних даних.

Шар вирівнювання (Flatten).

Flatten-шар використовується для перетворення багатовимірний тензора (наприклад, карти ознак після згорток) в одновимірний вектор. Це необхідно для передачі даних у повнозв'язні шари, які очікують векторну структуру вхідних даних.

Шар регуляризації (Dropout).

Dropout застосовується для боротьби з перенавчанням нейронної мережі. Принцип дії полягає у випадковому "вимиканні" певного відсотка нейронів під час кожної ітерації навчання, що змушує модель не покладатися на окремі зв'язки та підвищує її узагальнюючу здатність.

Шар активації (Activation).

Цей шар застосовує до вхідного тензора обрану функцію активації. Хоча функції активації можуть бути вбудовані у параметри інших шарів, їх також можна задавати окремо як самостійний шар. Це дозволяє більш гнучко керувати структурою та поведінкою моделі.

Вхідний шар (Input).

Вхідний шар визначає форму вхідних даних, з якими працює модель. Він є обов'язковим при побудові моделей у функціональному стилі або при потребі явного визначення конфігурації вхідного тензора. Шар не виконує ніяких обчислень, але задає структуру даних, що надходять на вхід моделі [43].

Така архітектура є особливо доцільною у застосунках, пов'язаних із комп'ютерним зором, зокрема — у розробці систем ідентифікації їстівних грибів за зображенням, де важливо забезпечити як швидкість обробки, так і автономність.

2.3 Навчання моделі

Для того щоб успішно досягти мети потрібно зробити схеми методу для навчання навченої моделі (НМ) та отримання навченої моделі розпізнавання їстівних грибів. Нижче зображено схему методу для навчання НМ та отримання навченої моделі за допомогою сервісу Teachable Machine. Teachable Machine – це сервіс від гугл, який дозволяє швидко та гнучко налаштовувати

навчання моделей для неймереж. Схема методу навчання НМ за допомогою датасету та отримання навченої моделі за допомогою сервісу Teachable Machine зображено на рисунку 2.4.

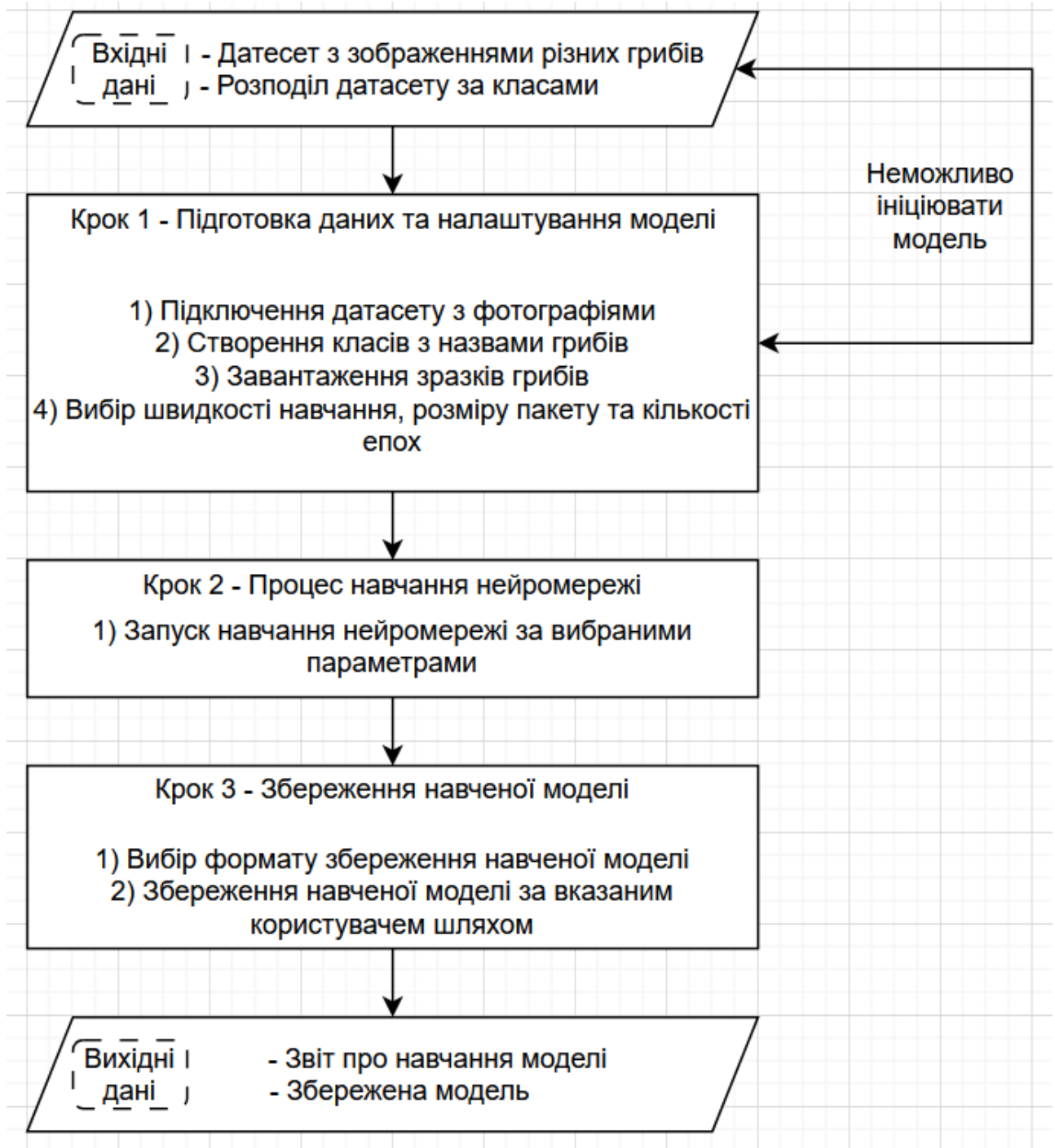


Рисунок 2.4 – Схема методу навчання НМ за допомогою датасету та отримання навченої моделі за допомогою сервісу Teachable Machine

На наведеному вище рисунку зображено схему методу навчання НМ та отримання навченої моделі за допомогою сервісу Teachable Machine. На діаграмі показано вхідні та вихідні дані, та послідовність етапів.

Вхідні дані містять датасет “mushrooms-image” із зображеннями грибів, який розбитий на класи, які в свою чергу означають вид гриба.

Перший крок це – Підготовка даних та налаштування моделі. У цей етап входить: підключення датасету з фотографіями, датасет підключається і далі розбивається на класи із назвами грибів. На наступному кроці йде завантаження зразків. Зразки завантажуються на сайт Teachable Machine для подальшого навчання. Далі користувач може налаштувати навчання за своїми потребами. Також якщо за якихось причин ініціалізація не буде запущена, користувача повернуть на початкову сторінку.

Другий крок робить тільки одну функцію, а саме запускає навчання моделі за вибраними користувачем налаштуваннями. Користувачу потрібно натиснути кнопку запуску і тоді модель почне навчатись за стандартними налаштуваннями, для того що налаштувати модель потрібно натиснути кнопку “Розширені” і тоді з’явиться меню з налаштуваннями для навчання моделі.

Третій крок це – Збереження навченої моделі. Користувач обирає формат збереження навченої моделі. Далі користувач зберігає оброблену навчену модель за вказаним шляхом.

Вихідні дані реалізують у собі наступні кроки:

- звіт про навчання моделі.
- збереження або завантаження моделі.

Звіт показує про успішність навчання, також він пропонує яким чином зберігати модель. Збереження або завантаження моделі, реалізує саму назву кроку: Зберігає або завантажує модель.

Також потрібно обрати датасет для навчання. Датасет являє собою структурований набір даних, що використовується для проведення аналізу, дослідницької діяльності або навчання моделей машинного навчання. До його

складу можуть входити числові, текстові, категоріальні або інші типи даних, організовані у впорядковану форму.

Джерелами формування датасетів можуть бути наукові дослідження, веб-скрапінг, дані з сенсорів, різноманітні інформаційні системи та бази даних. Основне призначення таких наборів полягає у виявленні закономірностей, підтримці процесів аналізу, а також у побудові та навчанні алгоритмів машинного навчання.

Датасети можуть зберігатися у різних форматах, зокрема CSV (Comma-Separated Values), JSON (JavaScript Object Notation), Excel, SQL (Structured Query Language) тощо. Найчастіше структура датасету передбачає одну або декілька таблиць, де кожен рядок відповідає окремому запису, а стовпці — окремим характеристикам або ознакам.

У контексті розробки моделей машинного навчання якість та репрезентативність даних у датасеті є критично важливими, оскільки вони безпосередньо впливають на точність, узагальнюючу здатність та ефективність моделей.

З метою реалізації поставленої задачі було обрано датасет “mushrooms-images”, що містить зображення грибів різних видів. Даний набір даних є у відкритому доступі в мережі Інтернет та включає безліч фотографії грибів, які класифіковані за видами. Вигляд датасету представлено на рисунку 2.5.

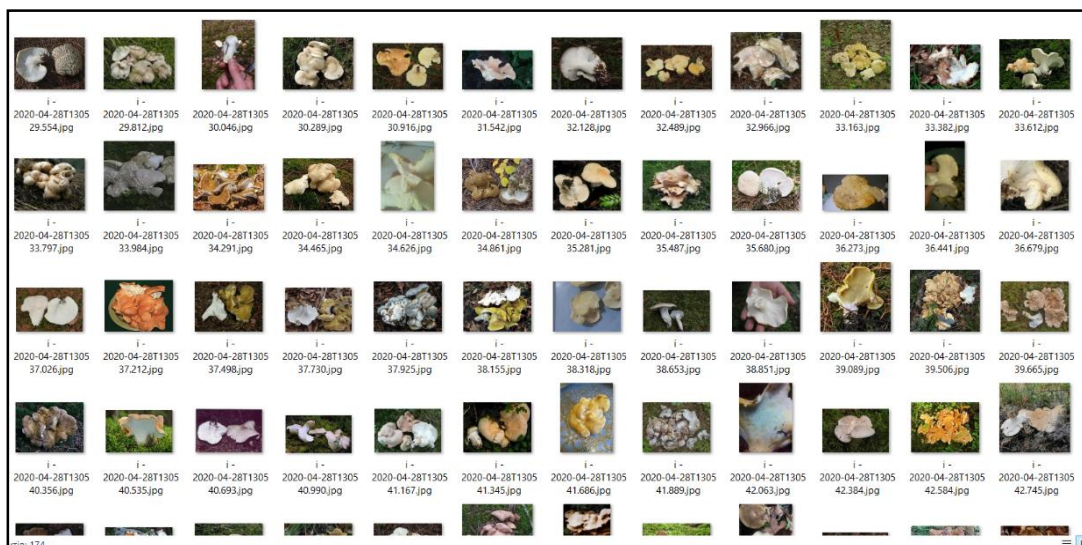


Рисунок 2.5 – Вигляд частини використаного датасету “mushrooms-images” [44]

Обраний датасет добре підійде під потреби для досягнення мети. Датасет містить достатню кількість фотографій різних грибів, які будуть використані для навчання моделі.

2.4 Загальна схема методу

Загальна структура та основні компоненти методу ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень з використанням неймережових засобів представлений на рис. 2.6.

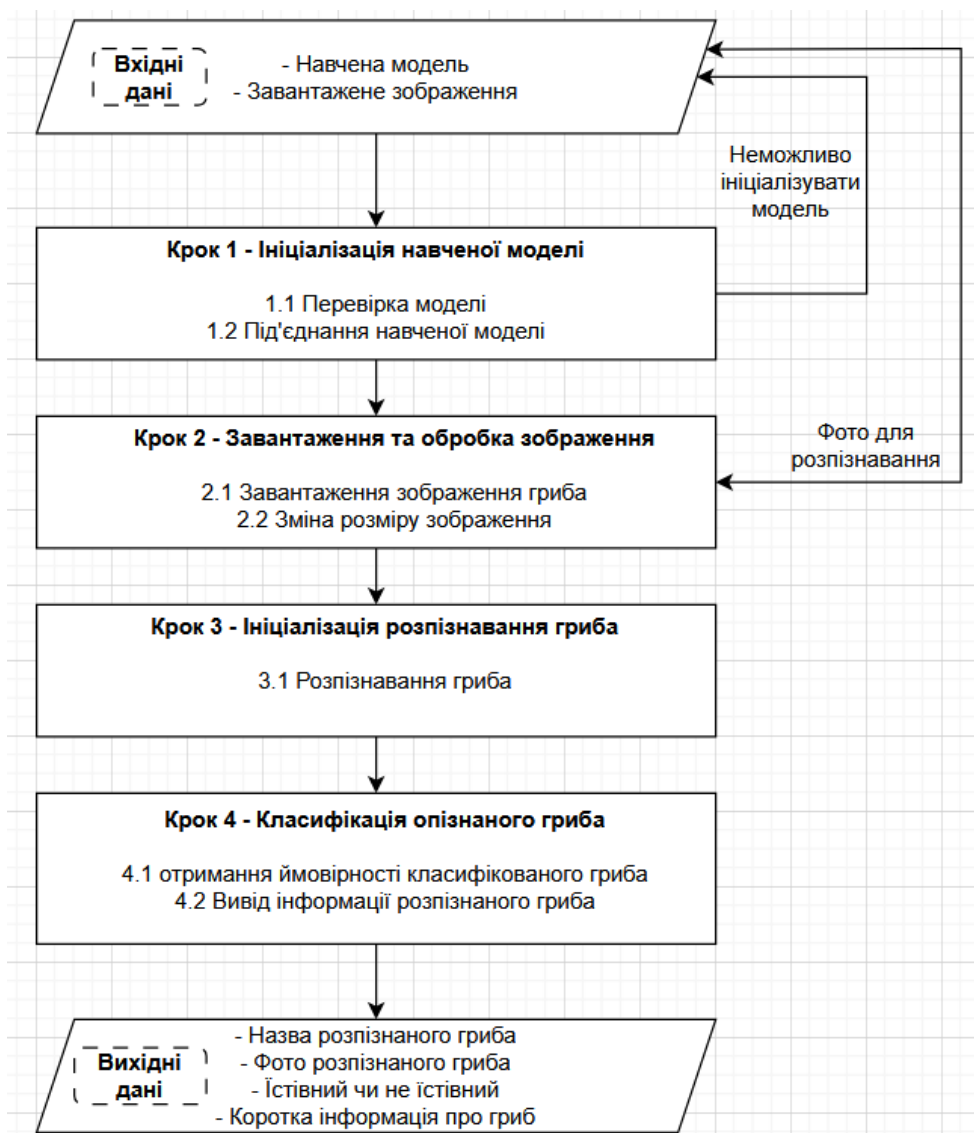


Рисунок 2.6 – Схема методу розпізнавання їстівних грибів за фотозображенням із використанням згорткової нейронної мережі

На рисунку 2.6 представлено послідовність кроків методу автоматичного розпізнавання їстівних грибів за фотозображенням на основі CNN. Метод передбачає обробку вхідних даних, виконання розпізнавання, а також формування результатів для кінцевого користувача.

Вхідні дані складаються з: зображення гриба, завантажене користувачем для аналізу.

Навчена модель містить усі необхідні параметри, отримані в результаті навчання на розміченому датасеті грибів. Зображення для розпізнавання може бути надане користувачем через графічний інтерфейс програми, натисненням відповідної кнопки завантаження файлу.

Перший крок – ініціалізація моделі. На цьому кроці здійснюється перевірка доступності та коректності завантаження нейронної моделі. У разі неможливості ініціалізації система повертається до етапу вхідних даних з відповідним повідомленням користувачеві.

Другий крок – обробка зображення. Зображення гриба завантажуються та проходить етапи масштабування, нормалізації та приведення до форматів, які відповідають вимогам згорткової мережі. Також передбачено можливість змінити або повторно завантажити зображення до початку розпізнавання.

Як передбачено логікою методу, у разі вже успішного завантаження моделі користувач має можливість одразу перейти до обробки зображення, минаючи перший етап.

Третій крок – виконання розпізнавання. Ініціюється виконання алгоритмів згорткової нейронної мережі на базі бібліотеки TensorFlow.js. На цьому етапі система аналізує вхідне зображення, порівнює його з класами, на яких була навчена модель, і формує результат класифікації.

Четвертий крок – класифікація розпізнаного гриба. Система отримує відсоток ймовірності і на основі цих даних вирішує який саме гриб розпізнано, далі за результатами розпізнавання користувачу виводиться корисна інформація про розпізнаний гриб, де його використовують і інше.

Вихідні дані включають наступну інформацію:

- назву розпізнаного гриба;
- зображення, що відповідає знайденому класу;
- інформацію про їстівність гриба (їстівний / неїстівний);
- короткий опис розпізнаного виду.

Таким чином, розглянутий метод ідентифікації їстівних грибів за фотозображенням забезпечує чітку послідовність дій — від завантаження зображення до формування результатів класифікації. Завдяки поетапній обробці, включаючи ініціалізацію моделі, попередню підготовку зображення та виконання розпізнавання, система здатна ефективно визначати вид гриба та надавати користувачу релевантну інформацію у зручному форматі.

2.5 Критерії оцінювання точності методу

Оцінювання точності ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень із використанням нейромережових засобів є важливою складовою загальної оцінки ефективності системи. З метою об'єктивного вимірювання якості розробленої моделі доцільно застосовувати сукупність формальних метрик, кожна з яких відображає окремий аспект продуктивності класифікатора. Найбільш уживаним показником є точність (accuracy), яка визначає частку правильно класифікованих зображень від загальної кількості зразків:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2.1)$$

де TP — істинно позитивні, TN — істинно негативні, FP — хибно позитивні, FN — хибно негативні класифікації.

Проте при незбалансованому розподілі класів така метрика може вводити в оману, тому для глибшого аналізу використовуються також точність (precision) і повнота (recall), які дозволяють оцінити здатність моделі коректно ідентифікувати їстівні гриби, мінімізуючи хибнопозитивні й хибнонегативні результати:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}, Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.2)$$

Для поєднання цих характеристик доцільно використовувати F1-міру як гармонічне середнє між precision та recall, що дає більш збалансовану оцінку ефективності:

$$F1 = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (2.3)$$

Інформативним інструментом для візуального аналізу є матриця неточностей (confusion matrix), яка дозволяє виявити пари класів, що найчастіше плутаються мережею, а також зрозуміти, які види грибів викликають найбільше труднощів у класифікації. Додатково може застосовуватись аналіз кривої ROC (Receiver Operating Characteristic) з обчисленням площі під нею (AUC), що дозволяє оцінити здатність моделі розрізняти класи незалежно від обраного порогу.

Для забезпечення надійності результатів та зниження впливу випадковості, що може виникнути через особливості розподілу навчальної і тестової вибірок, рекомендується застосовувати крос-валідацію, яка передбачає багаторазовий поділ даних на тренувальні та тестові підмножини з подальшим усередненням результатів.

Окрім формальних метрик, важливо проводити і якісний аналіз помилок класифікації — наприклад, шляхом перегляду зображень, що були неправильно ідентифіковані, з метою з'ясування причин хибної класифікації: чи то погана якість зображення, нетиповий вигляд гриба, чи, можливо, недоліки в навчальному датасеті. Усі згадані підходи дозволяють не лише оцінити поточний рівень точності системи, але й виявити потенційні шляхи для її подальшого вдосконалення, зокрема, шляхом розширення вибірки, уточнення розмітки, поліпшення архітектури моделі або застосування комбінованих підходів до прийняття рішень.

2.6 Висновки до розділу 2

Реалізовано метод ідентифікації їстівних грибів, що передбачає обробку зображень з використанням нейромережових засобів.

Представлено загальну ідею методу з описом основних кроків, включаючи вхідні данні, попередню обробку зображення, виявлення об'єктів, пост-обробку результатів та отримання вихідних даних.

Описано архітектуру нейронної мережі у TensorFlow.js, виконана її адаптація до завдання аналізу зображень задля виявлення їстівних грибів, включно з процесом навчання моделі.

Для навчання моделі було використано датасет mushrooms-images.

Виконано імплементацію навченої моделі в нейронну мережу у TensorFlow.js з подальшою вбудовою в метод ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережовими засобами.

Як критерії досягнення мети роботи та оцінки покращення ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережовими засобами визначені точність, повнота, F1-міра.

Розділ 3 Експериментальне тестування методу ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами

3.1 Функціональне призначення та структура програмних складових

Для забезпечення програмної реалізації методу ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень із використанням нейромережових засобів було розроблено відповідну веб орієнтовану систему. В її основу покладено згорткову нейронну мережу, навчену за допомогою середовища Teachable Machine та реалізовану на клієнтській стороні з використанням бібліотеки TensorFlow.js.

Архітектура програмної реалізації методу має модульну структуру та складається з HTML-файлу, що відповідає за побудову інтерфейсу користувача, та JavaScript-файлів, які реалізують функціональну логіку завантаження зображень, обробки даних, підключення моделі та відображення результатів класифікації. Діаграма класів для структури HTML-представлення наведена на рисунку 3.1.

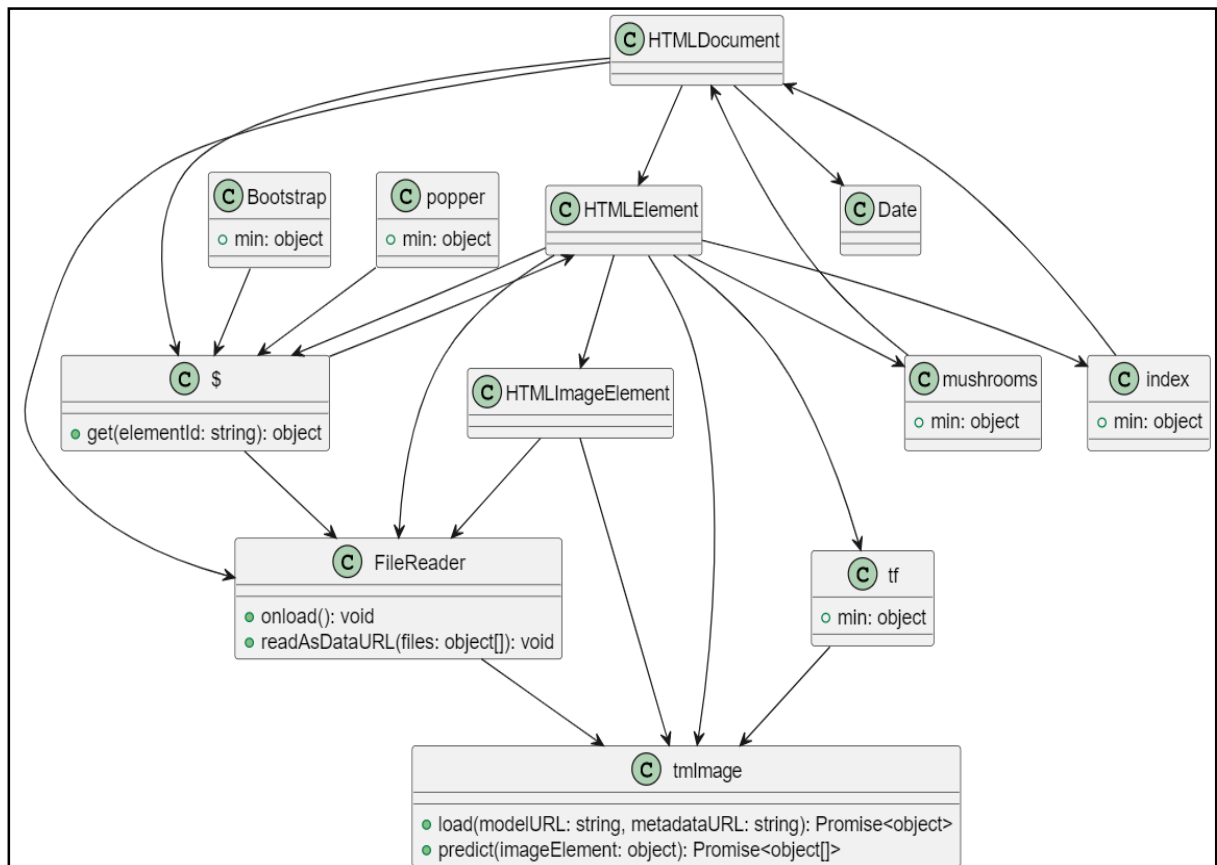


Рисунок 3.1 – Діаграма класів для index.html

У межах HTML-документу центральну роль відіграють елементи форми, які забезпечують взаємодію користувача із системою. Зокрема, елемент `<input type="file">` дозволяє завантажувати зображення, а тег `` використовується для візуалізації вибраного файлу перед обробкою. Також використовується клас `FileReader`, що дозволяє зчитувати вміст файлу у вигляді Data URL та передавати його до відповідних функцій JavaScript.

Клас `tmImage` є складовою бібліотеки `Teachable Machine` та відповідає за підключення попередньо збереженої моделі та її метаданих, а також здійснення інференсу — процесу отримання передбачень на основі вхідного зображення.

Функціональна логіка реалізована у файлах `index.js` та `mushrooms.js`. Діаграму класів, що описує функціональні взаємозв'язки між методами, подано на рисунку 3.2.

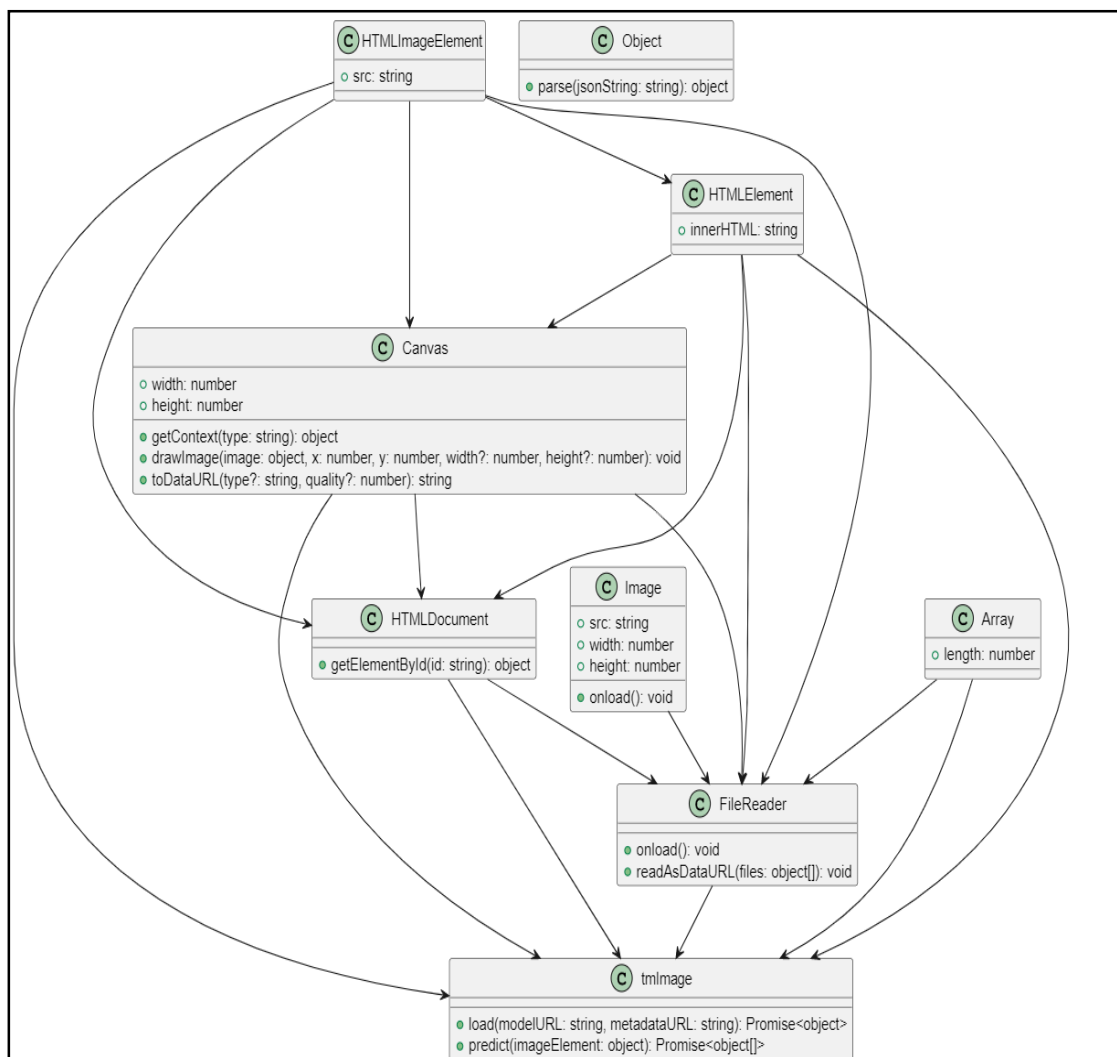


Рисунок 3.2 – Діаграма класів для `index.js`

Функція `resizeImage` реалізує зміну розміру вхідного зображення перед подачею його до моделі. У процесі її виконання створюється об'єкт зображення, що обробляється засобами елемента `<canvas>` для приведення до цільових розмірів, після чого оновлюється джерело зображення у DOM-структурі сторінки.

Функція `init` викликається під час завантаження сторінки або після вибору зображення. Вона ініціалізує змінні середовища, завантажує модель за допомогою функції `tmImage.load` і готує систему до виконання передбачень. Вхідними параметрами цієї функції є URL-адреси до файлів моделі (`model.json`) та метаданих (`metadata.json`), які створюються у середовищі `Teachable Machine`.

Функція `predict` забезпечує процес класифікації, застосовуючи метод `model.predict`, що приймає HTML-елемент `` як вхідне зображення. Результати обробки зберігаються у вигляді масиву об'єктів із ймовірностями для кожного класу.

У блоці `switch` реалізовано обробку отриманих передбачень відповідно до назви виявленого класу гриба. Для кожного можливого варіанту (наприклад, `Boletus`, `Amanita`, `Cantharellus`) формується HTML-блок, який містить назву гриба, зображення та короткий текстовий опис, збережений у структурі JSON. Таким чином реалізується динамічне оновлення вмісту сторінки відповідно до результатів нейромережевої класифікації.

3.2 Вибір засобів для програмної реалізації методу

Для створення веб-інтерфейсу, що реалізує метод ідентифікації їстівних грибів за зображеннями, було обрано відповідні засоби розробки, які забезпечують зручність користування, кросплатформенність, а також ефективне виконання нейромережевої моделі без залучення серверних ресурсів. Вибір інструментів ґрунтується на вимогах до простоти використання, швидкодії, гнучкості інтеграції та можливості локального виконання моделі у браузері без потреби в інтернет-з'єднанні.

Було використано мову JavaScript у поєднанні з HTML та CSS для реалізації інтерфейсу, що забезпечило швидку розробку і можливість масштабування. Для запуску нейронної мережі безпосередньо в браузері застосовано бібліотеку TensorFlow.js, яка дозволяє завантажити попередньо навчену модель і виконувати інференс без звертання до зовнішніх серверів. Модель створено за допомогою платформи Teachable Machine, яка надала графічний інтерфейс для зручного налаштування архітектури та навчання моделі в хмарному середовищі. Всі обчислення виконуються на стороні клієнта з використанням WebGL, що дозволяє досягти високої продуктивності навіть на середньостатистичних пристроях.

Для покращення візуального оформлення та адаптивності інтерфейсу за потреби може використовуватись фреймворк Tailwind CSS, що значно спрощує стилізацію елементів і забезпечує відповідність сучасним стандартам UI/UX. Інтерфейс реалізовано таким чином, щоб забезпечити мінімальну кількість кроків для користувача — завантаження зображення гриба, автоматичне розпізнавання та отримання результатів у зручному форматі з коротким описом виду.

Обрані засоби розробки забезпечують простоту розгортання, кросплатформенність, відсутність залежності від серверної частини, а також мінімальні вимоги до апаратних ресурсів. Завдяки цьому система є доступною для широкого кола користувачів, включно з тими, хто не має спеціалізованих знань у галузі комп'ютерного зору чи програмування, що особливо актуально у випадку створення освітніх або прикладних польових застосунків.

3.3 Особливості реалізації програмних складових

Програмна реалізація методу ідентифікації їстівних грибів за допомогою нейромережевих засобів базується на інтеграції кількох основних складових, що взаємодіють для забезпечення ефективної роботи системи. Ця архітектура дозволяє створити гнучку, масштабовану та адаптивну платформу для класифікації зображень грибів з використанням методів машинного навчання, зокрема

нейронних мереж. Кожен модуль відповідає за певний етап обробки даних, від їх підготовки до інтеграції нейронної мережі та виведення результатів користувачеві.

Модуль обробки даних.

Модуль обробки даних виконує підготовку вхідних зображень до подальшої обробки нейронною мережею. На цьому етапі здійснюються операції нормалізації, аугментації та перетворення зображень у формат, зручний для нейронної мережі. Оскільки система працює в середовищі веб-браузера, цей модуль використовує можливості JavaScript та бібліотеки TensorFlow.js для обробки зображень і підготовки їх до класифікації. Зображення змінюються за розміром, нормалізуються по яскравості, контрастності, а також застосовуються методи аугментації, такі як поворот та зміна яскравості. Особливості реалізації модуля обробки даних наведено в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Особливості реалізації модуля обробки даних

Бібліотеки	Схема роботи
TensorFlow.js HTML, CSS, JavaScript	Обробка зображень та перетворення їх у тензори для подальшої передачі в модель нейронної мережі. Створення інтерфейсу для завантаження зображень користувачем та їх попереднього перегляду.

Модуль нейронної мережі.

Основний етап класифікації зображень полягає в використанні попередньо натренованої моделі нейронної мережі, отриманої за допомогою Teachable Machine. Модуль нейронної мережі обробляє введені тензори зображень і класифікує їх відповідно до категорій їстівних грибів, використовуючи глибокі згорткові шари для виявлення ознак. Завдяки інтеграції з TensorFlow.js, обробка

даних відбувається безпосередньо в браузері, що дозволяє отримувати результати в режимі реального часу. Особливості реалізації модуля нейронної мереж наведено в таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Особливості реалізації модуля нейронної мереж

Бібліотеки	Схема роботи
TensorFlow.js Teachable Machine	Завантаження натренованої моделі, виконання інференсу (класифікації) безпосередньо в браузері. Використання готової моделі для класифікації зображень на основі попередньо навченої інформації.

Модуль інтерфейсу користувача.

Модуль інтерфейсу користувача реалізовано за допомогою стандартних веб-технологій: HTML, CSS та JavaScript. Цей модуль забезпечує зручний спосіб завантаження зображень користувачем, їх попередній перегляд, а також відображення результатів класифікації. Інтерфейс побудовано таким чином, щоб забезпечити інтуїтивно зрозуміле використання системи з мінімальною кількістю кроків для користувача. Особливості реалізації модуля інтерфейсу користувача наведено в таблиці 3.3.

Таблиця 3.3 – Особливості реалізації модуля інтерфейсу користувача

Бібліотеки	Схема роботи
HTML, CSS JavaScript	Створення структури та стилізації інтерфейсу, завантаження зображень. Обробка подій, передача зображень у модель для класифікації відображення результатів.

Модуль результатів класифікації.

Після того, як модель здійснить класифікацію, результати відображаються користувачу у вигляді відповідних категорій грибів з ймовірністю їх ідентифікації. Модуль результатів класифікації також включає механізм виведення інформації про ймовірність того, що конкретне зображення відповідає тому чи іншому класу. У результаті користувач отримує зрозумілу інформацію щодо типу гриба та його їстівності. Особливості реалізації модуля інтерфейсу користувача наведено в таблиці 3.4.

Таблиця 3.4 – Особливості реалізації модуля інтерфейсу користувача

Бібліотеки	Схема роботи
HTML, CSS JavaScript	Виведення результатів класифікації на екран у зручному форматі. Відображення ймовірності класу

Кожен з модулів системи — обробки зображення, розпізнавання та виведення результатів — взаємодіє з іншими складовими, забезпечуючи цілісну, узгоджену та ефективну роботу інтерфейсу. Завдяки чітко визначеній послідовності дій та структурі даних, що передаються між модулями, система працює стабільно та передбачувано. Використання клієнтської бібліотеки TensorFlow.js дає змогу виконувати всі обчислення безпосередньо у веб-браузері, що усуває потребу у серверних обчисленнях або передачі зображень до зовнішніх сервісів для обробки. Це, в свою чергу, зменшує затримки при обробці запитів, покращує приватність, оскільки дані не покидають пристрій користувача, та підвищує загальну швидкодію системи.

Програмна реалізація побудована таким чином, що весь процес — від завантаження зображення до отримання результату класифікації — виконується локально на пристрої користувача. Такий підхід дозволяє забезпечити високу автономність, незалежність від стабільності інтернет-з'єднання, а також значно підвищує зручність і комфорт при роботі з системою, особливо в польових

умовах, де мережевий доступ може бути обмеженим або повністю відсутнім. Це робить запропоновану реалізацію універсальним та ефективним рішенням для задач ідентифікації грибів за фотозображенням.

Рисунок 3.3 показує вигляд веб-сторінки програми.

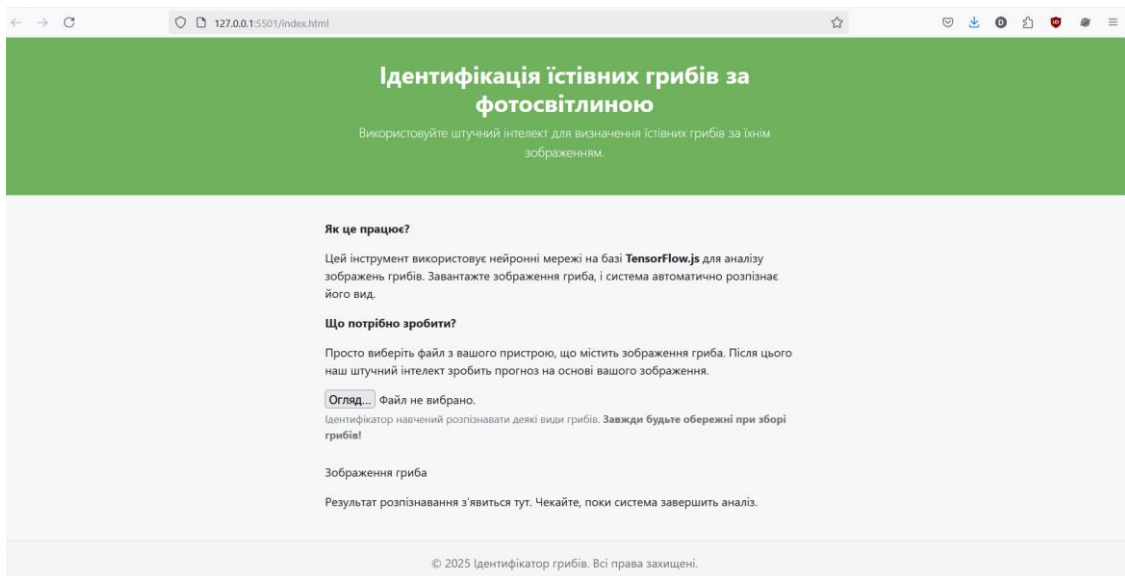


Рисунок 3.3 – Вигляд веб-сторінки програми

3.4 Дослідження методу ідентифікації їстівних грибів за аналізом

Для перевірки працездатності розробленого методу ідентифікації їстівних грибів було проведено тестування на спеціально сформованій вибірці зображень, які не використовувались на етапі навчання моделі. Такий підхід дозволяє об'єктивно оцінити здатність нейромережевого засобу до генералізації та точного розпізнавання нових вхідних даних.

Тестову вибірку було сформовано з 60 зображень грибів, що охоплюють усі класи, представлені в моделі. Для забезпечення різноманітності вибірки було використано фотографії, зняті в різних умовах освітлення, під різними кутами, а також з незначними фоновими перешкодами.


Розроблений веб інтерфейс, що базується на бібліотеці TensorFlow.js і використовує модель, створену в Teachable Machine, дозволяє користувачеві завантажити зображення гриба, після чого здійснюється класифікація у реальному

часі. У результаті виводиться назва класифікованого виду гриба з імовірністю, яка характеризує впевненість моделі у прийнятому рішенні.


Для прикладу буде продалено процес ідентифікації їстівного гриба під назвою «Маслюк». Як видно, система з високою імовірністю класифікувала зображення правильно. Результат розпізнавання гриба «Маслюк» представлено на рисунку 3.4.

Слід... грибу.jpg

Ідентифікатор навчений розпізнавати деякі види грибів. **Завжди будьте обережні при зборі грибів!**



Гриб ідентифіковано як їстівний!



Маслюк (95% вірогідності)

Маслюк - їстівний гриб, але існують такі види маслюків, які вживати категорично заборонено. Для того, щоб відрізнити справжнє масляно від неїстівного, варто звернути увагу на його запах. Слиз не повинен мати неприємного запаху. Якщо вона віддає запахом риби чи оцту, то такі гриби вживати не варто. За кольором несправжні маслята мають коричневий капелюшок із темною ніжкою. Мякуш м'який, його легко зігнути. На дотик гриби більш водянисті, а слиз тягучий і має коричневий відтінок. Найкращий спосіб приготувати маслюки - обсмажити, згасити або зварити. Ці процеси не займуть понад 30 хвилин. Також маслюки можна посолити або висушити, але для цього знадобиться кілька тижнів.

Рисунок 3.4 – Результат розпізнавання гриба «Маслюк»

На Рисунку 3.5 представлено приклад розпізнавання гриба «Аурикулярія», що також було успішно виконано, незважаючи на часткове затемнення фону.

Що потрібно зробити?

Просто виберіть файл з вашого пристрою, що містить зображення гриба. Після цього наш штучний інтелект зробить прогноз на основі вашого зображення.

[Огляд...](#) i - 2020-04-28T132513.904.jpg

Ідентифікатор навчений розпізнавати деякі види грибів. **Завжди будьте обережні при зборі грибів!**



Гриб ідентифіковано як їстівний!



Аурикулярія (100% вірогідності)

Аурикулярія вухоподібна є їстівним грибом середньої якості.
Мякуш - щільна, хрящувата, хрумка.

Рисунок 3.5 – Результат розпізнавання гриба «Аурикулярія»

Отримані результати підтверджують ефективність використання згорткових нейронних мереж для задачі візуальної ідентифікації їстівних грибів. У подальших дослідженнях доцільно збільшити обсяг навчальної вибірки, зокрема за рахунок фотографій у складних умовах зйомки, а також провести додаткове тонке налаштування моделі для зменшення кількості помилкових позитивних спрацьовувань.

3.5 Оцінювання точності ідентифікації їстівних грибів

Для комплексної оцінки ефективності розробленого методу ідентифікації їстівних грибів було проведено аналіз основних метрик якості класифікації, зокрема: точності класифікації (accuracy), точності за класами (precision), повноти

(recall) та F1-міри. Розрахунки проводились окремо для навчальної та тестової вибірок, що дозволяє оцінити узагальнюючу здатність моделі.

1. Accuracy (загальна точність класифікації).

Загальна точність класифікації (accuracy) для навчальної вибірки становила 97,1 %, що свідчить про добру здатність моделі запам'ятовувати шаблони з навчального набору. Для тестової вибірки значення accuracy знизилось до 88,4 %, що є типовим для моделей, створених у Teachable Machine без глибокого доопрацювання датасету.

2. Precision (точність).

Precision показує, яку частку зразків, класифікованих як певний клас, було розпізнано правильно. Найвищі значення precision були отримані для класів з найбільш характерними візуальними ознаками, тоді як найнижчі — для грибів зі схожими формами капелюшка або кольоровою гамою. Порівняння Precision на навчальній та тестовій вибірці продемонстровано на таблиці 3.5.

Таблиця 3.5 – Precision

Назва гриба	Навчальна (%)	Тестова (%)
Boletus edulis	98,0	92,3
Cantharellus cibarius	96,1	88,0
Agaricus arvensis	94,8	84,7
Lactarius deliciosus	95,0	78,9
Amanita rubescens	96,5	86,4
Macrolepiota procera	97,0	91,7

3. Recall (повнота).

Recall демонструє, яку частку всіх справжніх об'єктів класу вдалося виявити. Для деяких грибів recall знижується через варіативність зображень (кут зйомки, освітлення, фон). Порівняння Recall на навчальній та тестовій вибірці продемонстровано на таблиці 3.7.

Таблиця 3.6 – Recall

Назва гриба	Навчальна (%)	Тестова (%)
Boletus edulis	97,5	90,0
Cantharellus cibarius	95,2	85,7
Agaricus arvensis	94,0	80,0
Lactarius deliciosus	94,7	76,5
Amanita rubescens	96,8	84,2
Macrolepiota procera	97,2	90,5

4. F1-міра.

F1-міра об'єднує precision і recall в один збалансований показник. Результати для тестової вибірки залишаються прийнятними для використання у практичних умовах. Порівняння F1-міра на навчальній та тестовій вибірці продемонстровано на таблиці 3.7.

Таблиця 3.7 – F1-міра

Назва гриба	Навчальна (%)	Тестова (%)
Boletus edulis	97,7	91,1
Cantharellus cibarius	95,6	86,8
Agaricus arvensis	94,4	82,3
Lactarius deliciosus	94,9	77,6
Amanita rubescens	96,6	85,2
Macrolepiota procera	97,1	91,1

Аналіз метрик показав, що нейромережева модель демонструє стабільно високі показники точності як на навчальній, так і на тестовій вибірці. Навчальна вибірка підтвердила високий рівень запам'ятовування даних, а тестова — здатність до узагальнення. Незначні відмінності в показниках обумовлені варіативністю вхідних зображень, особливо при класифікації грибів зі схожими морфологічними ознаками.

Показники F1-міри та recall дозволяють дійти висновку, що модель не лише правильно класифікує більшість зразків, а й здатна ефективно знаходити

представників кожного класу навіть у складніших умовах. Це відкриває перспективи подальшого застосування моделі в практичних мобільних та польових системах підтримки ідентифікації грибів.

3.6 Висновки до розділу 3

Виконано експериментальне тестування методу ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами.

Для експериментального тестування методу ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами виконано його програмну реалізацію . Програмна реалізація виконана як веб застосунок на основі HTML, CSS, JavaScript.

Для тестування нейронної мережі було використано датасет “mushrooms-images”.

Виконано оцінювання підвищення точності ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображення з використанням нейромережових засобів за метриками точності, повноти, F1- міри. Метрика загальної точності становила 97,1% на навчальній вибірці, та 88,4% на тестовій вибірці, оцінювання точності варіювалося від 98% до 94.8% на навчальній вибірці і від 78,9% до 92,3% на тестовій вибірці, для метрики повноти на навчальній вибірці від 94,0% до 97,5% на навчальній, на тестовій вибірці становила від 76,5% до 90.5%, F1-міра на навчальній становила від 94.0% до 97,5% на тестовій від 76,5 до 90.5%

Загальні висновки

Кваліфікаційна робота бакалавра спрямована на створення і реалізацію методу ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами.

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра було визначено покращення ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами, для чого було спроектовано відповідний метод та виконана його експериментальне тестування. В результаті виконання кваліфікаційної роботи бакалавра було досягнуто мету покращення ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень, для чого було розв'язано такі задачі:

- проведено аналіз методів ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень;
- проведено аналіз можливостей, переваг та недоліків нейромережових засобів для ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень;
- розроблено метод ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами;
- виконано програмну реалізацію методу ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами;
- виконано дослідження підвищення точності ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами.

Реалізовано метод ідентифікації їстівних грибів, що передбачає обробку зображень з використанням нейромережових засобів. Загальна ідея методу полягає у попередній обробці вхідних даних, виявленні об'єктів, пост-обробці результатів та отриманні вихідних даних.

Реалізований метод використовує нейронну мережу у TensorFlow.js із її адаптацією до завдання аналізу зображень задля виявлення їстівних грибів, включно з процесом навчання моделі на датасеті “mushrooms-images” та імплементацією навченої моделі в нейронну мережу у TensorFlow.js з подальшою

вбудовою в метод ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами.

Виконано експериментальне тестування методу ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами.

Для експериментального тестування методу ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами виконано його програмну реалізацію. Для тестування нейронної мережі було використано датасет “mushrooms-images”.

Результат виконаної кваліфікаційної роботи бакалавра повністю відповідає поставленим завданням роботи. За результатами оцінювання підвищення точності ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображення з використанням нейромережових засобів було виявлене значне підвищення точності за метриками точності, повноти, F1- міри, які показали ефективність роботи моделі з такими результатами, як метрика загальної точності становила 97,1% на навчальній вибірці, та 88,4% на тестовій вибірці, оцінювання точності варіювалося від 98% до 94.8% на навчальній вибірці і від 78,9% до 92,3% на тестовій вибірці, для метрики повноти на навчальній вибірці від 94.0% до 97,5% на навчальній, на тестовій вибірці становила від 76,5% до 90.5%, F1-міра на навчальній становила від 94.0% до 97,5% на тестовій від 76,5 до 90.5%.

Перелік посилань

1. Simplilearn. 25 New Technology Trends for 2025. *Simplilearn.com*. URL: <https://www.simplilearn.com/top-technology-trends-and-jobs-article> Дата звернення: 16.02.2025.
2. WikiCFP. GPGPU 2025: General Purpose Processing on Graphics Processing Units. *wikicfp.com*. URL: <https://www.wikicfp.com/cfp/servlet/event.showcfp?copyownerid=90704&eventid=182710>. Дата звернення: 16.02.2025.
3. CloudZero. 90+ Cloud Computing Statistics: A 2025 Market Snapshot. *CloudZero.com*. URL: <https://www.cloudzero.com/blog/cloud-computing-statistics/> Дата звернення: 16.02.2025.
4. Stanford HAI. The 2025 AI Index Report. *hai.stanford.edu*. URL: <https://hai.stanford.edu/ai-index/2025-ai-index-report> Дата звернення: 18.02.2025.
5. IJCNN 2025. International Joint Conference on Neural Networks. *2025.ijcnn.org*. URL: <https://2025.ijcnn.org/> Дата звернення: 18.02.2025.
6. Machine Learning Mastery. The Roadmap for Mastering Machine Learning in 2025. *machinelearningmastery.com*. URL: <https://machinelearningmastery.com/roadmap-mastering-machine-learning-2025/> Дата звернення: 18.02.2025.
7. Nature. Content-based image retrieval assists radiologists in diagnosing eye diseases. *nature.com*. URL: <https://www.nature.com/articles/s41598-025-94634-6> Дата звернення: 19.02.2025.
8. Analytics Vidhya. Convolutional Neural Networks (CNN) in Deep Learning. *analyticsvidhya.com*. URL: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/05/convolutional-neural-networks-cnn/> Дата звернення: 19.02.2025.
9. ScienceDirect. Revisiting medical image retrieval via knowledge consolidation. *sciencedirect.com*. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1361841525001008> Дата звернення: 20.02.2025.

10. Springer. A review of convolutional neural networks in computer vision. *link.springer.com*. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10462-024-10721-6>
Дата звернення: 20.02.2025.
11. ACM Digital Library. Content Based Deep Learning Image Retrieval: A Survey. *dl.acm.org*. URL: <https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/3638884.3638908> Дата звернення: 21.02.2025.
12. Li Y., Wang X., Liu Q. Deep learning for plant identification: A survey *Neurocomputing*. 2022, Vol. 468, P. 350–369. DOI: 10.1016/j.neucom.2021.10.026.
Дата звернення: 21.02.2025.
13. Wang Z., Zhang J., He T. Feature extraction methods for object detection: a review. *Pattern Recognition Letters*. 2021, Vol. 143, P. 22–29. DOI: 10.1016/j.patrec.2021.01.008. Дата звернення: 21.02.2025.
14. Sudharsan B., Gopikrishnan T., Venkatesan M. Wild mushroom classification using convolutional neural networks. *Ecological Informatics*. 2022, Vol. 69. Article 101623. DOI: 10.1016/j.ecoinf.2022.101623. Дата звернення: 21.02.2025.
15. Dosovitskiy A. et al. An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale. *International Conference on Learning Representations (ICLR)*. 2021. URL: <https://openreview.net/forum?id=YicbFdNTTy> — Дата звернення: 22.02.2025.
16. Liu Y., Jin H., Li Q. Mushroom species identification using Vision Transformer *Computers and Electronics in Agriculture*. 2023, Vol. 206. Article 107686. DOI: 10.1016/j.compag.2023.107686. Дата звернення: 22.02.2025.
17. Jadhav A., Patil P. Comparative analysis of decision tree and random forest algorithms for classification of edible and poisonous mushrooms. *Procedia Computer Science*. 2021, Vol. 192, P. 4502–4508. DOI: 10.1016/j.procs.2021.09.217. Дата звернення: 22.02.2025.
18. Rahman A., Ahmed A., Sarker I.H. Mushroom classification using support vector machine. *Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences*. 2022, Vol. 34, Issue 6. P. 2279–2286. DOI: 10.1016/j.jksuci.2020.11.007. Дата звернення: 22.02.2025.

19. Thakur N., Gupta V. Ensemble learning methods for image-based classification of wild mushrooms. *Expert Systems with Applications*. 2022, Vol. 189, Article 116107. DOI: 10.1016/j.eswa.2021.116107. Дата звернення: 23.02.2025.
20. Zhang C., Zhang Y., Sun Y. Challenges in feature engineering for visual classification tasks. *Artificial Intelligence Review*. 2021, Vol. 54, P. 563–589. DOI: 10.1007/s10462-020-09847-6. Дата звернення: 23.02.2025.
21. Alam M., Rahman M.A., Akhter S. Incremental learning approach for mushroom classification using deep CNNs. *Applied Soft Computing*. 2023, Vol. 142, Article 110289. DOI: 10.1016/j.asoc.2023.110289. Дата звернення: 24.02.2025.
22. Khan M.A., Sharif M., Raza M. Deep learning-based robust framework for mushroom species identification in real-time environments. *Information Sciences*. 2022, Vol. 592, P. 250–264. DOI: 10.1016/j.ins.2022.01.036. Дата звернення: 24.02.2025.
23. Ribeiro M.T., Singh S., Guestrin C. Why should I trust you? Explaining the predictions of any classifier. *ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. 2021, P. 1135–1144. DOI: 10.1145/3447548.3467164. Дата звернення: 19.02.2025.
24. Google Lens. URL: <https://lens.google> Назва з екрана. Дата звернення: 24.02.2025.
25. PlantSnap. URL: <https://www.plantsnap.com> Назва з екрана. Дата звернення: 24.02.2025.
26. Mushroom Identify App. URL: <https://play.google.com/store/apps/details?id=com.phuongpn.mushroom> Назва з екрана. Дата звернення: 24.02.2025.
27. Google Scholar. URL: <https://scholar.google.com> Назва з екрана. Дата звернення: 25.02.2025.
28. Deep Learning Based Approach for Classification of Mushrooms. *researchgate.net*. URL: https://www.researchgate.net/publication/376494987_Deep_Learning_Based_Approach_for_Classification_of_Mushrooms Дата звернення: 25.02.2025.
29. Mushroom Species Classification in Natural Habitats Using Convolutional Neural Networks (CNN). *researchgate.net*. URL: <https://www.researchgate.net/publica>

tion/385971920_Mushroom_Species_Classification_in_Natural_Habitats_Using_Convolutional_Neural_Networks_CNN Дата звернення: 25.02.2025

30. Real-time Deep Learning Based Mobile Application for Detecting Edible Fungi Mushapp. *researchgate.net*. URL: https://www.researchgate.net/publication/384731025_Realtime_Deep_Learning_Based_Mobile_Application_for_Detecting_Edible_Fungi_Mushapp Дата звернення: 25.02.2025.

31. TensorFlow.js: машинне навчання у браузері. URL: <https://www.tensorflow.org/js> Назва з екрана. Дата звернення: 09.03.2025.

32. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. 2nd ed. Cambridge, MA: MIT Press, 2023. 800 с. URL: [http://alvarestech.com/temp/deep/Deep%20Learning%20by%20Ian%20Goodfellow,%20Yoshua%20Bengio,%20Aaron%20Courville%20\(z-lib.org\).pdf](http://alvarestech.com/temp/deep/Deep%20Learning%20by%20Ian%20Goodfellow,%20Yoshua%20Bengio,%20Aaron%20Courville%20(z-lib.org).pdf) Дата звернення: 09.03.2025.

33. Teachable Machine від Google. URL: <https://teachablemachine.withgoogle.com> Назва з екрана. Дата звернення: 09.03.2025.

34. Shorten C., Khoshgoftaar T. M. A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning: Current Trends and Future Perspectives. *Journal of Big Data*. 2021, Vol. 8, Article 60. URL: <https://journalofbigdata.springeropen.com/articles/10.1186/s40537-019-0197-0> Дата звернення: 09.03.2025.

35. Zhang H., Wang Y. A Comprehensive Review of Preprocessing Methods in Deep Learning for Image Recognition. *ACM Computing Surveys*. 2021, Vol. 54, № 7, С. 1–38. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0012825222001945> Дата звернення: 10.03.2025.

36. Lecun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning. *Nature*. 2021, Vol. 521, No. 7553, P. 436–444. DOI: 10.1038/nature14539. Дата звернення: 10.03.2025.

37. Chollet F. Deep Learning with Python. 2nd ed. Shelter Island, NY: Manning, 2021. 504 с. URL: <https://sourestdeeds.github.io/pdf/Deep%20Learning%20with%20Python.pdf> Дата звернення: 10.03.2025.

38. Singh A., Verma M. Real-time Object Detection in Natural Environments Using CNNs. *Procedia Computer Science*. 2023, Vol. 219, С. 391–398. URL:

https://www.researchgate.net/publication/325100848_Real_Time_Object_Detection_using_CNN Дата звернення: 11.03.2025.

39. Keras Documentation: Saving and Serialization [Електронний ресурс]. Режим доступу: https://keras.io/guides/serialization_and_saving/ Назва з екрана. Дата звернення: 10.03.2025.

40. TensorFlow.js Converter. Режим доступу: https://www.tensorflow.org/js/tutorials/conversion/import_saved_model Назва з екрана. Дата звернення: 10.03.2025.

41. Smilkov D., Smilkov N., Ramasamy A. TensorFlow.js: Machine Learning in JavaScript. *Communications of the ACM*. 2022, Vol. 65, No. 7, P. 67–75. DOI: 10.1145/3491102. Дата звернення: 14.03.2025.

42. TensorFlow.js Backends. Режим доступу: https://www.tensorflow.org/js/guide/platform_environment Назва з екрана. Дата звернення: 30.05.2025.

43. TensorFlow.js Layers API. Режим доступу: <https://js.tensorflow.org/api/latest/#Layers-Model-building> Назва з екрана. Дата звернення: 15.03.2025.

44. Файл із Google Drive. Режим доступу: <https://drive.google.com/file/d/1p798HFja6rL8KVyLah4y3IwaIZktja1u/view> Дата звернення: 29.03.2025.

ДОДАТКИ

Додаток А

Програмні коди

Вихідний код, використаний у дослідженні, доступний у репозиторії GitHub: <https://github.com/Chorieer/mushrooms> (дата звернення: 13.05.2025).

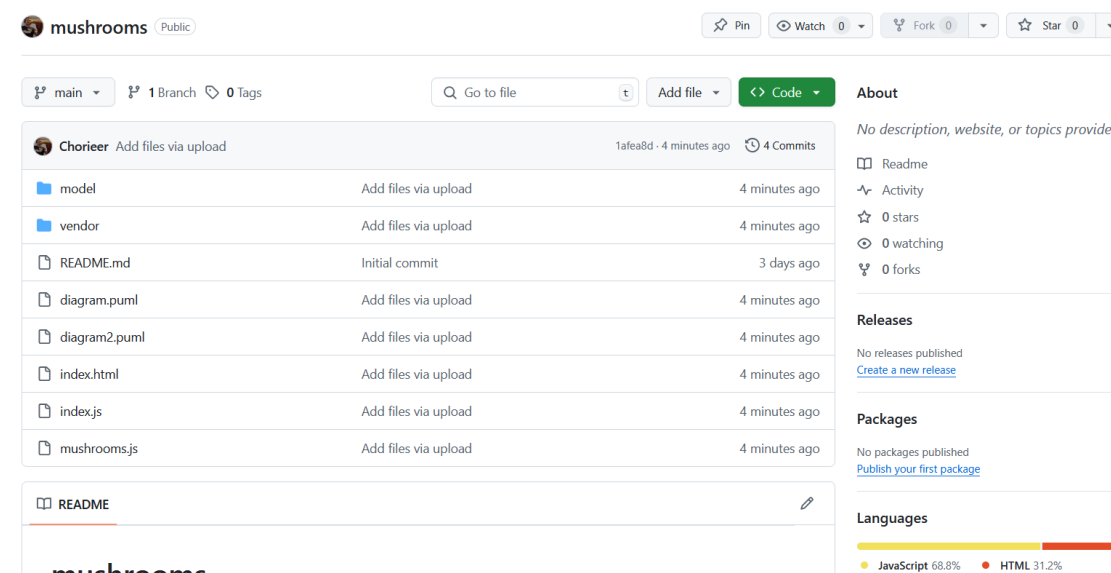


Рисунок В.1 – Головна сторінка репозиторію

Структура репозиторію наступна:

- Модуль інтерфейсу користувача (index.html). Забезпечує графічний інтерфейс для завантаження зображень, запуску класифікації та відображення результатів.
- Модулі класифікації зображень (index.js, mushrooms.js). Містять код для завантаження моделі, обробки зображення та виведення результатів класифікації.
- Модуль моделі (model/). Містить файли структури, метаданих і вагів нейромережевої моделі, створеної у Teachable Machine.
- Модулі зовнішніх бібліотек (vendor/). Містять необхідні бібліотеки TensorFlow.js для запуску моделі у браузері.

Додаток Б

Презентаційний матеріал

Тема Кваліфікаційної Роботи Бакалавра

Метод ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами

Актуальність

- Зростає роль цифрових технологій у розв'язанні повсякденних та наукових задач.
- Нейромережі дозволяють автоматизовано розпізнавати об'єкти за зображеннями.
- Ідентифікація грибів потребує високої точності — помилки можуть бути небезпечними.
- Нейромережі мінімізують людський фактор та підвищують достовірність розпізнавання.
- Можливість створення зручних мобільних застосунків для широкого кола користувачів.
- Актуальність зумовлена зростанням інтересу до «тихого полювання» та необхідністю безпеки.
- Візуальні особливості грибів добре піддаються аналізу методами комп'ютерного зору.

Об'єкт і предмет дослідження

- ◊ **Об'єкт дослідження:** процес ідентифікації їстівних грибів на зображеннях.
- ◊ **Предмет дослідження:** нейромережеві методи та технології для ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень

3

Мета і завдання роботи

- ◊ **Мета роботи:** підвищення точності ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами.
- ◊ **Завдання:**
 - Проаналізувати методи ідентифікації грибів за зображеннями;
 - Оцінити переваги та недоліки нейромережових засобів;
 - Реалізувати метод і програмну модель;
 - Провести тестування реалізації;
 - Дослідити підвищення точності розпізнавання.

4

Огляд предметної області

◇ Програмні засоби для ідентифікації грибів:

Google Lens– Комп'ютерний зір, велика база зображень
 Переваги: швидкість, інтеграція з Google
 Недоліки: потребує Інтернету, неточність для грибів

PlantSnap– Спеціалізація на природних об'єктах
 Переваги: орієнтація на гриби, навчання на фото
 Недоліки: низька точність для рідкісних видів

Mushroom Identify– Орієнтований саме на гриби
 Переваги: висока точність, локалізація
 Недоліки: обмежена база у free-версії, залежність від якості фото

◇ Наукові дослідження (2023–2025):

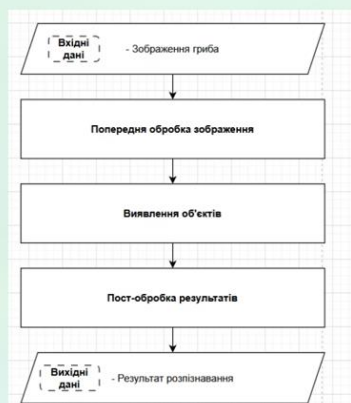
MobileNetV2 (Demirel, 2023) — точність до 99.99%

CNN-моделі (Bashir et al., 2024) — 96.70% на тесті

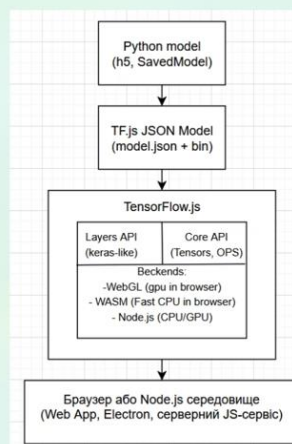
MushAPP (Gürfidan, 2024) — 99.8% точність у мобільному застосунку

5

Проектування методу ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами



Загальна схема методу



Архітектура TensorFlow.js

6



Шари нейронної мережі TensorFlow.js

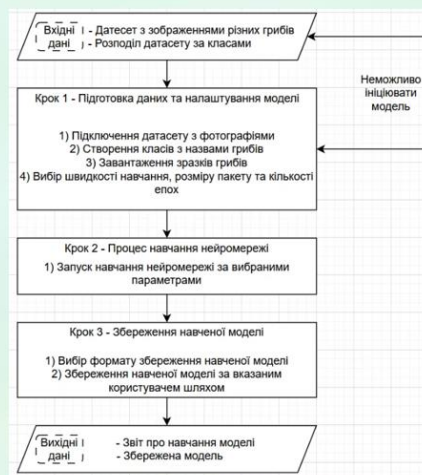
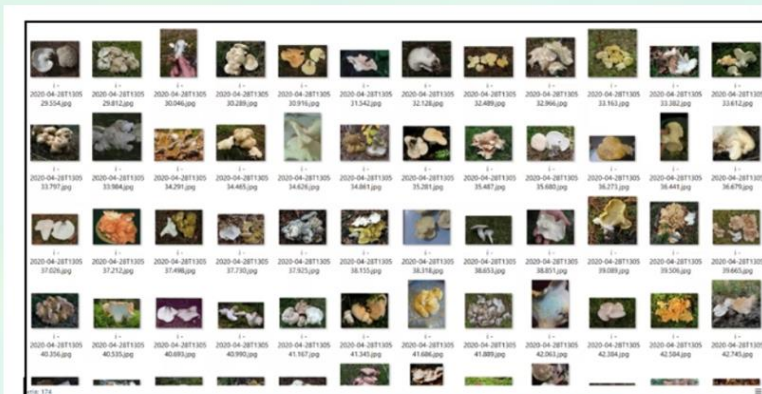


Схема методу навчання НМ за допомогою датасету та отримання навченої моделі за допомогою сервісу Teachable Machine

7

Датасет "mushrooms-images"



Вигляд частини датасету "mushrooms-images"

8

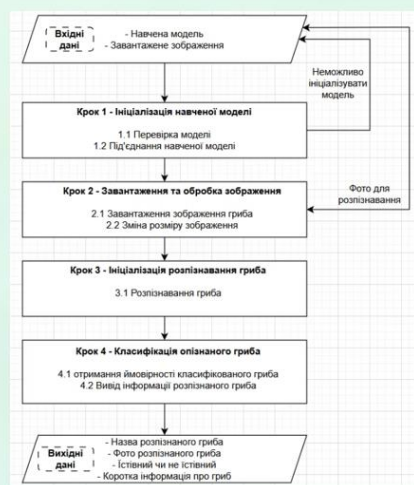
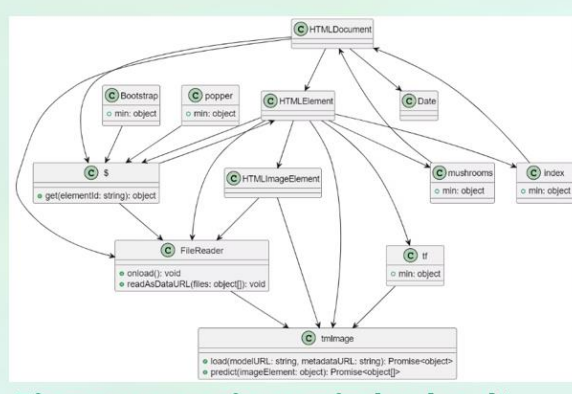
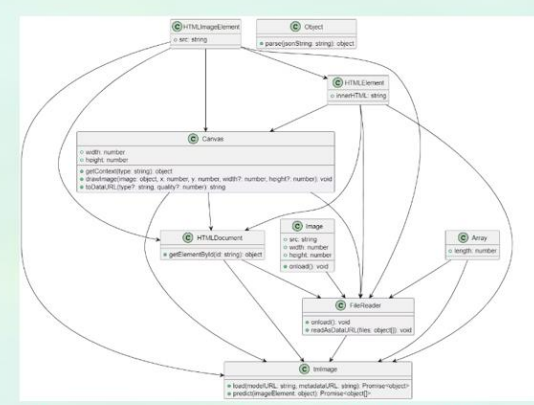


Схема методу розпізнавання їстівних грибів за фотозображенням із використанням згорткової нейронної мережі

Експериментальне тестування методу ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами



Діаграма класів для index.html"



Діаграма класів для index.js"



Вигляд веб-сторінки програми

Ідентифікатор гриба
Ідентифікатор навчений розпізнавати деякі види грибів. Завжди будьте обережні при зборі їстівних грибів!



Гриб ідентифіковано як їстівний!



Маслюк (95% вірогідності)

Маслюк - їстівний гриб, але існують такі види маслюків, які вживати категорично заборонено. Для того, щоб відрізнити справжнє масляно від неїстівного, варто звернути увагу на його запах. Слиз не повинен мати неприємного запаху. Якщо вона віддає запахом риби чи оцту, то такі гриби вживати не варто. За кольором несправжні маслята мають коричневий капелюшок із темною ніжкою. Мякуш м'який, його легко зігнути. На дотик гриби більш водянисті, а слиз тягучий і має коричневий відтінок. Найкращий спосіб приготувати масляки - обсмажити, згасити або зварити. Ці процеси не займають понад 30 хвилин. Також масляки можна посолити або висушити, але для цього знадобиться кілька тижнів.

Результат розпізнавання гриба Маслюка

11

Таблиця порівняння критерія оцінювання Precision

Назва гриба	Навчальна (%)	Тестова (%)
Boletus edulis	98,0	92,3
Cantharellus cibarius	96,1	88,0
Agaricus arvensis	94,8	84,7
Lactarius deliciosus	95,0	78,9
Amanita rubescens	96,5	86,4
Macrolepiota procera	97,0	91,7

Таблиця порівняння критерія оцінювання Recall

Назва гриба	Навчальна (%)	Тестова (%)
Boletus edulis	97,5	90,0
Cantharellus cibarius	95,2	85,7
Agaricus arvensis	94,0	80,0
Lactarius deliciosus	94,7	76,5
Amanita rubescens	96,8	84,2
Macrolepiota procera	97,2	90,5

Таблиця порівняння критерія оцінювання F1-міра

Назва гриба	Навчальна (%)	Тестова (%)
Boletus edulis	97,7	91,1
Cantharellus cibarius	95,6	86,8
Agaricus arvensis	94,4	82,3
Lactarius deliciosus	94,9	77,6
Amanita rubescens	96,6	85,2
Macrolepiota procera	97,1	91,1

12

Висновки

Мета досягнута — підвищено точність ідентифікації їстівних грибів за зображеннями.

Виконано:

- Аналіз методів та неймережевих засобів
- Розробка та програмна реалізація методу
- Тестування моделі на датасеті "mushrooms-images"
- Використано TensorFlow.js для імплементації

Суть методу:

- Попередня обробка зображень
- Виявлення об'єктів
- Пост-обробка результатів

Результати тестування:

- Точність (Accuracy): 97,1% (навчальна), 88,4% (тестова)
- Повнота (Recall): 94,0–97,5% (навч.), 76,5–90,5% (тест.)
- F1-міра: 94,0–97,5% (навч.), 76,5–90,5% (тест.)

Sun Jun 08 10:52:48 EEST 2025, Петровський Сергій Степанович, Хмельницький національний університет, ХНУ

Anti-Plagiarism (UA) v-15.281 Educational

The maximum coincidence with one document 3.0%

Dictionary check: en_US, ru_RU, ua_UA. **Errors in the documents: 12%**

ID: 244096 Title: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод ідентифікації істинних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами Added in a DB: 2025-06-08 Authors: Андрій ДЕРКАЧ Heads: Олександр ПАСІЧНИК Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	57923	861	5247 (9%)	86 (10%)

Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes

Протокол аналізу звіту подібності науковим керівником

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був згенерований Системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи:

Автор: Андрій ДЕРКАЧ

Співавтор:

Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод ідентифікації істівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами

Науковий керівник: Олександр ПАСІЧНИК, к.т.н., доцент

Підрозділ: Кафедра комп'ютерних наук

Коефіцієнт подібності 1: 6.5%

Коефіцієнт подібності 2: 2.3%

Мікропробіли: 0

Заміна букв: 0

Інтервали: 0

Блі знаки: 142

Дата створення звіту: 2025-06-08 10:57:33.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

Виявлено запозичення і плагіат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укриття плагіату, які роблять роботу невідповідною вимогам законодавства (Ст. 32. ЗУ Про вищу освіту, пункт 3.1, Ст. 42. ЗУ Про освіту) та вимог НАЗЯВО (Критерій 5), а також кодексу етики і процедур. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

Дата 08.06.25

експерт

Лео Петровський С.Р.

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Метод ідентифікації істивних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами

Автор студент групи КН-21-2 Андрій Деркач

Освітня програма Комп'ютерні науки

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Науковий керівник: к.т.н., доц. каф. комп'ютерних наук Олександр Пасічник

На основі аналізу кваліфікаційної роботи на дотримання вимог академічної доброчесності (у т.ч. відсутності ознак академічного плагіату) з урахуванням результатів перевірки роботи спеціалізованим програмними засобами комісія зробила такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Ознаки академічного плагіату	
1.1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є академічним плагіатом (далі – зазначаються підстави віднесення запозичень до правомірних, якщо потрібно). Робота приймається до захисту.	<i>відповідає</i>
1.2	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи (далі – зазначаються детальні та аргументовані підстави віднесення запозичень до правомірних). Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована.	
1.3	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота може бути допущена до захисту після того як буде відкоригована та доопрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
1.4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укріття текстових запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	
2	Інші види порушень академічної доброчесності	<i>відсутні</i>

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі Андрія Деркача, не є плагіатом, оскільки: запозичення розміщені в розділі огляду існуючих підходів, не описують безпосередньо авторську роботу і не стосуються її результатів; усі запозичення фрагментарні; до запозичень входять фрагменти, які не мають авторства і містять поширені конструкції та загальновідомі терміни, скорочення. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином, робота є законною та приймається до захисту.

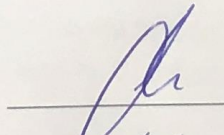
Обсяг запозичень, визначений системами виявлення збігів/ідентичності/схожості:

- за системою Anti-Plagiarism: 3%;

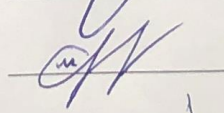
- за системою StrikePlagiarism КП1: 6,5%, КП2: 2,3%.

08.06.2025

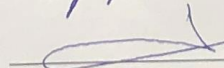
Завідувач кафедри

 Олександр БАРМАК

Гарант освітньої програми

 Олександр МАЗУРЕЦЬ

Керівник кваліфікаційної роботи

 Олександр ПАСІЧНИК



ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
МОН УКРАЇНИ



Кафедра комп'ютерних наук

ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента *гр. КН-21-1 Андрія ДЕРКАЧА*

за темою Метод ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами

1. Актуальність теми

Цифрові технології все активніше впливають на наше повсякденне життя, трансформуючи способи розв'язання як побутових, так і наукових задач. Вони стають незамінними інструментами, особливо у сфері аналізу даних, зокрема під час обробки зображень. Завдяки стрімкому розвитку нейронних мереж сьогодні стало можливим автоматичне розпізнавання об'єктів, для ідентифікації яких раніше була необхідна участь фахівця — наприклад, їстівних грибів. Такі технологічні рішення не лише покращують комфорт і безпеку в повсякденні, а й стимулюють впровадження новітніх підходів у прикладних галузях. Процес розпізнавання грибів вимагає високої точності, адже помилки можуть становити серйозну загрозу для здоров'я. Використання нейромереж для аналізу зображень допомагає знизити вплив людського чинника та значно підвищити точність і надійність ідентифікації.

2. Відповідність роботи предметній області Стандарту спеціальності 122 Комп'ютерні науки

За стандартом, а саме описом предметної області, об'єктами вивчення та діяльності є математичні, інформаційні, імітаційні моделі реальних явищ, об'єктів, систем і процесів та методи і технології отримання, зберігання, обробки, передачі та використання інформації. Метою роботи саме є підвищення точності ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами. При вирішенні поставленої задачі використано математичні моделі, методи та алгоритми розв'язання теоретичних і прикладних задач, що виникають при розробці інформаційних технологій. Тому результати виконання кваліфікаційної роботи бакалавра відповідають стандарту бакалавра спеціальності 122 – Комп'ютерні науки.

3. Професійні та особистісні якості бакалавра

При виконанні кваліфікаційної роботи бакалавра Андрій Деркач проявив себе кваліфікованим фахівцем та дисциплінованим студентом, вчасно виконуючи поставлені

етапи дослідження, виявив достатні для одержання успішного результату компетентності.

4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

Одержані в роботі результати є наслідком особистої діяльності студента, який самостійно виконував всі поставлені задачі.

5. Ступінь оволодіння методами дослідження

При реалізації кваліфікаційної роботи показав достатній рівень компетентностей та володіння необхідними інструментами та обладнанням, методами, методиками та технологіями предметної області комп'ютерних наук.

6. Повнота та якість розкриття теми роботи

Тема роботи в повній мірі обґрунтована й розкрита, проведено аналіз актуальності та відомих досліджень в межах обраної теми, поставлені завдання, які у роботі виконані, та виконано експериментальне тестування спроектованого метода.

7. Логічність, послідовність, аргументованість, літературна грамотність викладення матеріалу

Структура роботи та послідовність викладення логічні та відповідають поставленій меті. Викладення матеріалу послідовне, аргументоване, літературно грамотне.

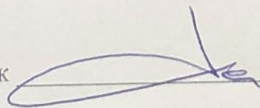
8. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи бакалавра, окремих її частин

Спроектований метод та його програмна реалізація може бути використана прикордонниками для підвищення точності ідентифікації їстівних грибів.

9. Висновок про можливість допуску кваліфікаційної роботи бакалавра до захисту, на яку оцінку заслуговує робота

Враховуючи високий рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка «добре».

Керівник



к.т.н., доц. каф. КН Олександр ПАСІЧНИК



ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
МОН УКРАЇНИ

Кафедра комп'ютерних наук



РЕЦЕНЗІЯ

на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента гр. КН-21-2 Деркача Андрія

за темою: Метод ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами

1. Актуальність обраної теми

Цифрові технології дедалі активніше інтегруються в різні аспекти повсякденного життя. Особливе значення вони набувають у сфері обробки та аналізу даних, зокрема зображень. Розвиток штучних нейронних мереж сприяв появі можливостей автоматизованого розпізнавання об'єктів, що раніше потребували участі фахівців, зокрема при ідентифікації їстівних грибів. Ідентифікація грибів є завданням, що вимагає високого рівня точності, оскільки помилки в цьому процесі можуть призвести до серйозних ризиків для здоров'я людини. Використання нейронних мереж відкриває перспективи створення мобільних застосунків, доступних широкому колу користувачів, включаючи осіб без спеціальної підготовки.

2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

Мета роботи розкрита повністю, всі завдання виконані.

3. Зміст кожного розділу роботи

В першому розділі виконано аналіз сучасних підходів до вирішення завдань предметної області та сучасного стан. Визначено мету роботи та виконано постановку завдань. В другому розділі спроектовано метод ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами. Визначено критерії оцінки точності. В третьому розділі виконано експериментальне тестування методу та виконано оцінку точності ідентифікації.

4. Оцінка розробленого методу та його практична цінність

Розроблений метод ідентифікації їстівних грибів за аналізом зображень нейромережевими засобами може бути використаний у сфері сільського господарства та громадського харчування.

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Структура роботи та послідовність викладення логічні та відповідають поставленій меті. Викладення матеріалу послідовне, аргументоване, літературно грамотне.

6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

В роботі використано кілька критеріїв для оцінки точності, але не зазначено чи є цей перелік вичерпним.

7. Загальний висновок (допускається чи не допускається до захисту), та оцінка на яку заслуговує кваліфікаційна робота.

Враховуючи рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка «добре».

Рецензент _____

Т. Говоруценко