
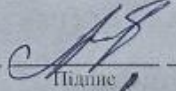


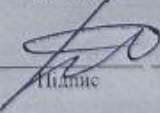
КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА


на тему Метод класифікації текстильних матеріалів за мікробразженнями засобами глибокого навчання для вибору способу вторинної переробки

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

Виконала: студентка групи КН-22-1  Анастасія ЗАГОРОДНЯ
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

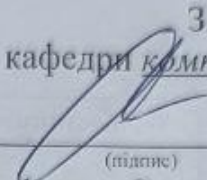
Керівник: Ph.D., ст. викл. каф. КН  Марина МОЛЧАНОВА
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

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
18 червня 2026 р. Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

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
« 22 » січня 2026 року

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод класифікації текстильних матеріалів за мікробразженнями засобами глибокого навчання для вибору способу вторинної переробки»

2. Завдання видано студентці Анастасії Загородній

(Ім'я, прізвище)

3. Керівник роботи старший викладач кафедри КН Марина Молчанова

(посада, ім'я, прізвище)

4. Затверджено наказом університету від « 20 » січня 2026 р. № 7

5. Дата видачі завдання студенту: « 22 » січня 2026 р.


6. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:

Мета роботи – підвищення точності автоматизованого формування рекомендацій щодо способу вторинної переробки текстильних матеріалів за мікробразженнями шляхом розроблення нейромережевого методу класифікації тканин. Для досягнення поставленої мети необхідно виконати такі задачі: провести дослідження предметної області класифікації текстильних матеріалів за візуальними характеристиками; розробити метод класифікації текстильних матеріалів за мікробразженнями засобами глибокого навчання для вибору способу вторинної переробки; спроектувати архітектуру та виконати програмну реалізацію інтелектуальної системи класифікації тканин; виконати валідацію розробленого методу на основі розробленої інтелектуальної системи.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

№	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи бакалавра	Термін виконання	Примітка
1	Вибір напряму дослідження та узгодження теми кваліфікаційної роботи з керівником, складання календарного графіка виконання	січень 2026	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю, формулювання мети і задач дослідження, визначення об'єкта та предмета дослідження	лютий 2026	виконано
3	Проектування методу розв'язання задачі, опис архітектурних рішень, розроблення математичних моделей та алгоритмів.	березень 2026	виконано
4	Обґрунтування інструментарію розробки, програмна реалізація розробленого методу, проведення експериментального тестування та оцінювання ефективності.	квітень 2026	виконано
5	Написання тексту кваліфікаційної роботи, урахування зауважень керівника, оформлення згідно з вимогами	травень 2026	виконано
6	Розроблення презентаційних матеріалів та попередній захист кваліфікаційної роботи	травень 2026	виконано
7	Отримання відгуку керівника, рецензії, перевірка тексту кваліфікаційної роботи на плагіат, нормоконтроль	червень 2026	виконано
8	Підготовка до захисту та захист кваліфікаційної роботи	червень 2026	виконано

Виконавець: студентка групи КН-22-1
Група виконавця


Підпис

Анастасія Загородня
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: Ph.D., ст. викл. каф. КН
Науковий ступінь, посада


Підпис

Марина МОЛЧАНОВА
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: Метод класифікації текстильних матеріалів за мікрозображеннями засобами глибокого навчання для вибору способу вторинної переробки

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студентка групи КН-22-1 Анастасія Загородня

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра: старший викладач Марина Молчанова

Кваліфікаційна робота бакалавра містить:


Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
53	15	4	40	3

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення точності автоматизованого формування рекомендації щодо способу вторинної переробки текстильних матеріалів за мікрозображеннями шляхом розроблення нейромережевого методу класифікації їх мікроструктурних ознак. У процесі розробки програмного застосунку використано мову програмування Python, засоби глибокого навчання PyTorch, а також алгоритми комп'ютерного зору на базі CNN. Створена система орієнтована на використання у сфері переробки текстильних відходів, наукових дослідженнях, екологічному моніторингу та підприємствах легкої промисловості, де існує потреба в автоматизованому аналізі структури тканин. Практичне значення розробки полягає у можливості підвищення ефективності сортування текстильних матеріалів, підтримці процесів вторинного використання та сприянні впровадженні принципів циркулярної економіки у текстильній галузі.

Ключові слова: Python, CNN, комп'ютерний зір, текстиль.

Виконавець: студентка групи КН-22-1

Група виконавця


Підпис

Анастасія ЗАГОРОДНЯ

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Зміст

Перелік скорочень.....	3
Вступ.....	4
Розділ 1 Характеристика предметної області: аналіз моделей, методів та реалізацій.....	6
1.1 Аналіз інформаційних моделей.....	6
1.2 Огляд теоретичних підходів до розв’язку подібних задач	8
1.3 Аналіз існуючих програмних засобів та наукових рішень	11
1.4 Мета, задачі та вимоги до реалізації інтелектуальної системи.....	16
Розділ 2 Метод класифікації текстильних матеріалів за мікрображеннями	18
2.1 Формалізація процесу виявлення типу текстилю.....	18
2.2 Нейромережевий метод класифікації текстильних матеріалів.....	20
2.3 Підготовка робочих вхідних даних для системи.....	24
2.4 Метрики оцінювання ефективності нейромережевого методу класифікації текстильних матеріалів	26
2.5 Планування програмної реалізації та пайплайну експериментальних досліджень.....	28
2.6 Висновки до розділу 2.....	31
Розділ 3 Експериментальне дослідження методу.....	32
3.1 Опис прикладного застосування	32
3.2 Сценарії експериментальних досліджень	38
3.3 Аналіз отриманих результатів	40
3.4 Обговорення обмежень методу та напрямки вдосконалення	44
Загальні висновки.....	47
Перелік посилань	48
Додатки	

Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
ІТ	Інформаційні технології
КН	Комп'ютерні науки
ПЕТ	Поліетилентерефталат
ПЗ	Програмне забезпечення
ШІ	Штучний інтелект
AI	Artificial Intelligence
API	Application Programming Interface
CNN	Convolutional Neural Network
CV	Computer Vision
iOS	iPhone Operating System
RGB	Red Green Blue
RNN	Recurrent Neural Network
SQLite	Structured Query Language Database Engine
SVM	Support Vector Machine

Вступ

Кваліфікаційна робота бакалавра присвячена підвищенню ефективності автоматизованого формування рекомендацій щодо способу вторинної переробки текстильних матеріалів за мікрозображеннями із використанням нейромереж глибокого навчання.

Актуальність. Актуальність дослідження методів автоматизованої класифікації текстильних матеріалів за мікрозображеннями визначається зростанням обсягів виробництва та споживання текстильних виробів, а також необхідністю ефективного сортування та вторинної переробки текстильних відходів. Значна кількість сучасних тканин містить синтетичні волокна, що ускладнює процес їх повторного використання та потребує точного визначення складу матеріалу для вибору способу подальшої переробки.

Традиційні підходи до аналізу текстильних матеріалів часто базуються на використанні спеціалізованого лабораторного обладнання або експертній оцінці фахівців, що є трудомістким, потребує значних часових витрат та ускладнює автоматизацію процесу аналізу тканин. Розвиток комп'ютерного зору та нейромереж глибокого навчання дозволяє створювати інтелектуальні системи, здатні автоматично аналізувати структуру текстильних матеріалів за цифровими зображеннями та визначати характеристики тканин без необхідності ручного формування ознак.

Згорткові нейронні мережі активно застосовуються у задачах класифікації зображень, аналізу текстур та автоматизованого розпізнавання об'єктів. Використання таких підходів для аналізу текстильних матеріалів дозволяє підвищити точність класифікації тканин, зменшити вплив людського фактору та автоматизувати процес вибору способу вторинної переробки текстильних матеріалів.

Об'єкт дослідження – процес автоматизованого аналізу текстильних матеріалів за мікрозображеннями та формування рекомендацій щодо способу їх вторинної переробки.

Предмет дослідження – методи та засоби глибокого навчання для автоматизованої класифікації текстильних матеріалів за мікрозображеннями.

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра – підвищення точності автоматизованого формування рекомендації щодо способу вторинної переробки текстильних матеріалів за мікрозображеннями шляхом розроблення нейромережевого методу класифікації їх мікроструктурних ознак, що оцінюється за показниками якості класифікації матеріалів та часткою правильно сформованих рекомендацій щодо способу переробки.

Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра – провести аналіз предметної області класифікації текстильних матеріалів та методів їх вторинної переробки; виконати огляд сучасних методів глибокого навчання для задач аналізу зображень; проаналізувати існуючі програмні рішення у сфері автоматизованого аналізу текстильних матеріалів; виконати підготовку та попередню обробку набору мікрозображень тканин; розробити метод класифікації текстильних матеріалів із використанням нейромережі глибокого навчання; створити програмну реалізацію інтелектуальної системи автоматизованої класифікації текстилю та формування рекомендацій щодо способу вторинної переробки; виконати дослідження ефективності розробленого методу з використанням створеного програмного забезпечення.

Розділ 1 Характеристика предметної області: аналіз моделей, методів та реалізацій

1.1 Аналіз інформаційних моделей

Предметна область вторинної переробки текстильних матеріалів розглядається як прикладна задача інтелектуального аналізу візуальних даних. Основний акцент роботи полягає не лише в описі екологічної проблеми текстильних відходів, а у формалізації процесу автоматизованого визначення властивостей тканини за цифровими мікрозображеннями, виділенні інформативних ознак її структури та подальшій класифікації матеріалу засобами комп'ютерного зору і глибокого навчання.

Стрімке поширення індустрії швидкої моди спричиняє значне посилення негативного впливу на навколишнє середовище, що супроводжується надмірним використанням природних ресурсів і постійним збільшенням кількості текстильних відходів. На сьогодні текстильна промисловість належить до найбільш екологічно навантажених галузей, оскільки є джерелом близько 8% світових викидів вуглецю, а також суттєво впливає на забруднення водного середовища, зокрема спричиняє близько 35% забруднення океанів мікропластиком та близько 20% забруднення водних ресурсів [1].

Протягом останніх років обсяги виготовлення текстильної продукції суттєво зросли, тоді як період експлуатації одягу значно зменшився, унаслідок чого кількість текстильних відходів постійно збільшується. Разом з цим серед населення залишається низький рівень поінформованості щодо сортування та вторинної переробки тканин. Значна частина споживачів не володіє інформацією про те, які текстильні вироби можуть повторно використовуватись або перероблені, однак багато людей підтримують ідею здачі непотрібного одягу за умови наявності зручної системи збору та переробки [2].

У наукових працях, присвячених проблемам поводження з текстильними відходами в Україні, значна увага приділяється питанням розвитку систем повторного використання та переробки текстильної продукції. Дослідники

акцентують увагу на потреба створення ефективної інфраструктури збору текстильних матеріалів, а також впровадженні сучасних технологічних рішень для їх подальшої переробки [3].

Важливу роль у зменшенні екологічного навантаження відіграє впровадження технологій повторного використання матеріалів у легкій промисловості, що дає можливість скоротити споживання первинної сировини, зменшити обсяги відходів та знизити негативний вплив виробництва на навколишнє середовище. Як вторинну сировину використовують перероблені пластикові пляшки, текстильні залишки, відходи шкіряного виробництва та паперові волокна. Такі матеріали застосовуються для створення синтетичних волокон, екологічного текстилю, спортивного одягу, аксесуарів і підощв для взуття. Подібний підхід сприяє реалізації принципів циркулярної економіки та більш ефективному використанню ресурсів [4].

У сфері переробки текстильних матеріалів застосовуються різні способи повторного використання сировини. Одним із них є ресайклінг, який полягає у переробці відходів для створення нової продукції. Апсайклінг передбачає творче переосмислення матеріалів із підвищенням їхньої цінності та функціональності [5]. Фрісайлінг, своєю чергою, орієнтований на повторне використання виробів із мінімальними змінами їхньої початкової форми та структури [6].

Ресайклінг текстильних матеріалів реалізується переважно за допомогою двох методів, механічного та хімічного. Механічна переробка базується на процесах подрібнення, сортування та обробки відходів без зміни хімічної структури волокон, тобто матеріал не розкладається на окремі хімічні компоненти. Такий підхід дає змогу повторно використовувати текстильну сировину у виробництві різних матеріалів. Зокрема, відходи вовни можуть застосовуватися для виготовлення ватину, наповнювачів і нетканих полотен, а текстильні залишки бавовни використовуються для отримання нової пряжі та інших текстильних виробів [7].

Хімічний метод переробки передбачає руйнування структури волокон шляхом використання спеціальних хімічних процесів з подальшим отриманням

нової сировини або відновлених волокон. Завдяки такому підходу можливо відновлювати целюлозу з бавовняних матеріалів і створювати регеновану пряжу, а також виготовляти поліестерові волокна з переробленого ПЕТ, отриманого із пластикових пляшок чи текстильних відходів. Перевагою цього способу є можливість отримання матеріалів із характеристиками, близькими до первинної сировини. Водночас хімічна переробка характеризується складністю технологічного процесу, значними витратами енергії та потребою у використанні спеціальних хімічних речовин. [8].

Таким чином, вторинна переробка текстильних матеріалів відіграє важливу роль у зменшенні екологічного навантаження та забезпеченні більш раціонального використання ресурсів, проте реалізація цього процесу потребує ефективних підходів до сортування й обробки текстильних відходів. Якість визначення складу тканин безпосередньо впливає на вибір оптимального способу подальшої переробки. У зв'язку з цим застосування сучасних інформаційних технологій та методів штучного інтелекту створює можливість автоматизувати аналіз текстильних матеріалів, підвищити точність класифікації та прискорити процес прийняття рішень у сфері переробки, що сприятиме оптимізації виробничих процесів і зниженню негативного впливу на навколишнє середовище.

1.2 Огляд теоретичних підходів до розв'язку подібних задач

В умовах активного впровадження сучасних технологій та посилення екологічних проблем цифровізація стає одним із ключових чинників удосконалення систем переробки відходів [9]. Використання цифрових технологій для обробки інформації, автоматизації процесів і надання послуг дозволяє підвищити ефективність функціонування систем, пришвидшити передачу даних та забезпечити ширший доступ до інформаційних ресурсів [10]. Останніми роками все більшої актуальності набуває впровадження сучасних технологічних рішень у сфері управління відходами. У зв'язку з цим цифрові

інструменти відіграють важливу роль у створенні ефективних, екологічно безпечних і ресурсозберігаючих підходів до організації процесів переробки відходів [9].

Інтеграція новітніх технологічних рішень у сферу переробки відходів дозволяє підвищити точність сортування матеріалів, зменшити витрати на виробничі процеси та мінімізувати негативний вплив на навколишнє середовище. Серед найбільш перспективних напрямів розвитку виділяють системи комп'ютерного зору, технології ближньої інфрачервоної спектроскопії та методи штучного інтелекту, які застосовуються в автоматизованих комплексах для аналізу й сортування відходів [11].

Штучний інтелект надає можливість виконувати аналіз даних щодо кількості відходів і потреби у перероблених матеріалах, що сприяє прогнозуванню необхідних ресурсів та більш ефективному управлінню запасами відповідно до отриманих результатів [9]. Крім цього, автоматизовані системи, побудовані на основі нейронних мереж і алгоритмів ШІ, забезпечують точне та продуктивне сортування відходів. Подібні рішення виконують ідентифікацію різних типів матеріалів шляхом аналізу зображень або інформації, отриманої із сенсорних пристроїв, що дозволяє підвищити якість класифікації та покращити ефективність технологічних процесів [9].

У таких умовах технології комп'ютерного зору набувають особливого значення, оскільки забезпечують автоматизовану обробку зображень і великих обсягів даних з метою визначення характерних ознак матеріалів. Основу CV-систем становлять алгоритми машинного та глибокого навчання, які дають змогу розпізнавати об'єкти, знаходити закономірності й характерні патерни, а також відтворювати окремі принципи людського зорового сприйняття під час аналізу інформації [12].

Одними з найбільш результативних моделей у системах комп'ютерного зору є згорткові нейронні мережі, які призначені для аналізу, розпізнавання та класифікації зображень. Нейронні мережі як складова штучного інтелекту здатні накопичувати, узагальнювати та використовувати отриману інформацію для

розв'язання поставлених задач і формування нових знань у процесі роботи [13]. Ефективність CNN значною мірою пов'язана зі здатністю враховувати двовимірну структуру зображень та автоматично виконувати аналіз візуальних даних. Такі моделі самостійно визначають характерні ознаки, виявляють складні закономірності, зменшують просторову розмірність даних і здійснюють їх класифікацію, що забезпечує високу точність автоматизованого розпізнавання об'єктів [14]. Основу CNN становлять згорткові шари, завдяки яким мережі можуть автоматично виділяти необхідні ознаки без ручного формування характеристик. Такі моделі широко використовуються у задачах класифікації зображень, розпізнавання облич і виявлення об'єктів. Разом із перевагами, до яких належать висока точність та автоматизація аналізу даних, згорткові нейронні мережі характеризуються значними вимогами до обчислювальних ресурсів під час навчання та функціонування [15].

На відміну від згорткових нейронних мереж, орієнтованих переважно на аналіз двовимірних зображень, для обробки послідовних даних застосовуються рекурентні нейронні мережі. Такі архітектури призначені для роботи з інформацією, представленою у вигляді послідовностей, зокрема текстових даних, аудіосигналів або часових рядів. Завдяки наявності рекурентних зв'язків RNN здатні зберігати інформацію про попередні елементи послідовності, що дозволяє враховувати часові залежності між даними. Разом із цим під час обробки довгих послідовностей можуть виникати проблеми зникання або вибуху градієнтів, які ускладнюють навчання моделі [16]. Рекурентні нейронні мережі доцільно використовувати для аналізу історичних даних щодо накопичення відходів, прогнозування потреби у перероблених матеріалах, а також для задач моніторингу й контролю технологічних процесів.

Разом із нейронними мережами для розв'язання задач класифікації даних широко застосовується метод опорних векторів, принцип роботи якого полягає у побудові гіперплощини, що забезпечує розділення об'єктів між різними класами з максимальною точністю. Для обробки даних зі складною структурою використовуються нелінійні ядра, які дозволяють виконувати класифікацію

навіть у випадках, коли дані не можуть бути лінійно розділені. До переваг SVM належать висока точність результатів та ефективність при невеликих обсягах навчальних вибірок. Водночас серед недоліків виділяють значні обчислювальні витрати при роботі з великими наборами даних, а також складність застосування у задачах багатокласової класифікації [17].

Отже, для побудови автоматизованих систем сортування й класифікації текстильних матеріалів найбільш доцільним є застосування згорткових нейронних мереж. Такі моделі забезпечують автоматичне виділення характерних ознак із зображень, дозволяють точно визначати тип і властивості матеріалів, а також сприяють вибору найбільш ефективного способу їх вторинної переробки. Інші методи, зокрема RNN чи SVM, можуть використовуватися для аналізу послідовних даних або обробки попередньо сформованих ознак, проте саме CNN демонструють найвищу ефективність під час роботи з візуальною інформацією про текстильні матеріали. Завдяки цьому згорткові нейронні мережі є важливою складовою сучасних цифрових систем у сфері управління відходами та ресурсозбереження.

1.3 Аналіз існуючих програмних засобів та наукових рішень

У сучасному суспільстві правильне сортування відходів відіграє важливу роль у підвищенні екологічної свідомості населення та формуванні відповідального ставлення до збереження навколишнього середовища. Хоча проблема утилізації відходів має глобальний характер, одним із найважливіших етапів перед їх подальшою переробкою залишається саме сортування [18]. З метою спрощення цього процесу та його адаптації до повсякденного використання дедалі активніше впроваджуються готові цифрові рішення, які сприяють підвищенню точності та ефективності сортування відходів.

Одним із прикладів рішень є вебзастосунок «AI Fabric Identifier» від Precisionly [19], призначений для автоматизованого визначення типів текстильних матеріалів (рисунок 1.1).

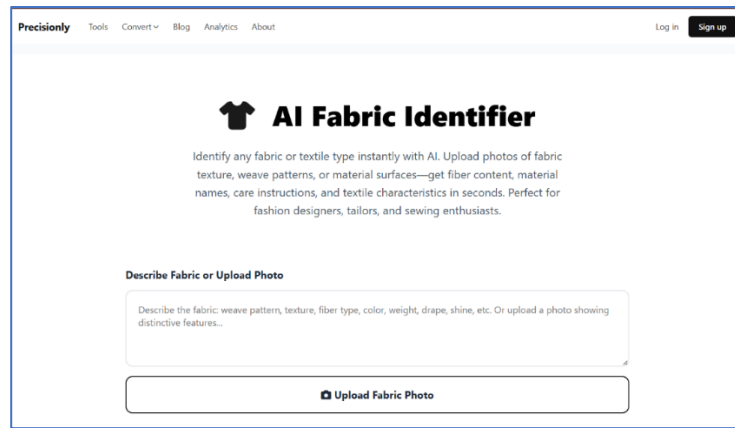


Рисунок 1.1 – Головний екран «AI Fabric Identifier» [19]

Користувач має можливість завантажити зображення тканини або вказати її основні характеристики, після чого система виконує аналіз текстури, структури переплетення та складу волокон і надає інформацію щодо типу матеріалу та рекомендацій з догляду за ним (рисунок 1.2).

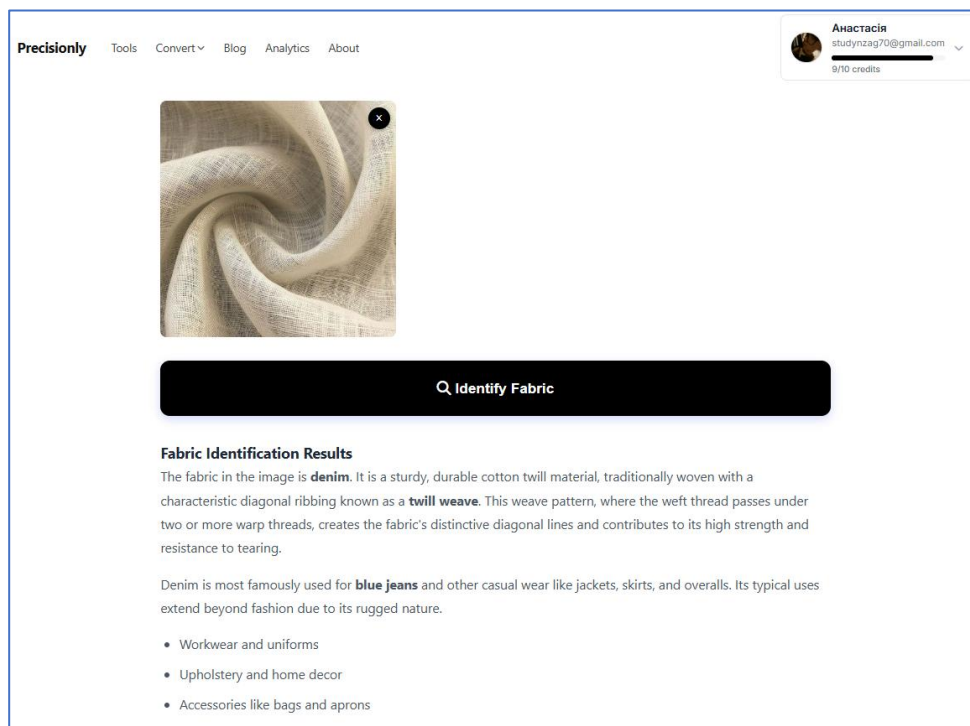


Рисунок 1.2 – Відображення результатів аналізу зображення [19]

Подібний сервіс дозволяє оперативно визначати різновиди тканин і отримувати відомості про сфери їх застосування та типи продукції, для яких вони використовуються. Робота системи базується на технологіях комп'ютерного зору, навчених на великій кількості текстильних зображень, завдяки чому здійснюється порівняння завантаженої фотографії з базою даних тканин для визначення найбільш ймовірного типу матеріалу.

Попри переваги такого рішення, сервіс має низку обмежень. Зокрема, користувачеві доступна обмежена кількість безкоштовних спроб аналізу, а повний функціонал відкривається лише після оформлення платної підписки. Крім того, точність результатів значною мірою залежить від якості фотографії, рівня освітлення та масштабу зображення. Водночас система не надає рекомендацій щодо подальшого використання або вторинної переробки тканин, що обмежує її практичну цінність у контексті вирішення екологічних проблем та управління текстильними відходами.

Ще одним прикладом цифрового рішення є вебзастосунок «AI Fabric Identifier» від AI Two, який забезпечує швидке визначення типу текстильного матеріалу за фотографією [20]. Система виконує аналіз структури переплетення, текстури, особливостей драпірування та інших характерних ознак тканини, після чого визначає відповідну категорію матеріалу (рисунок 1.3).

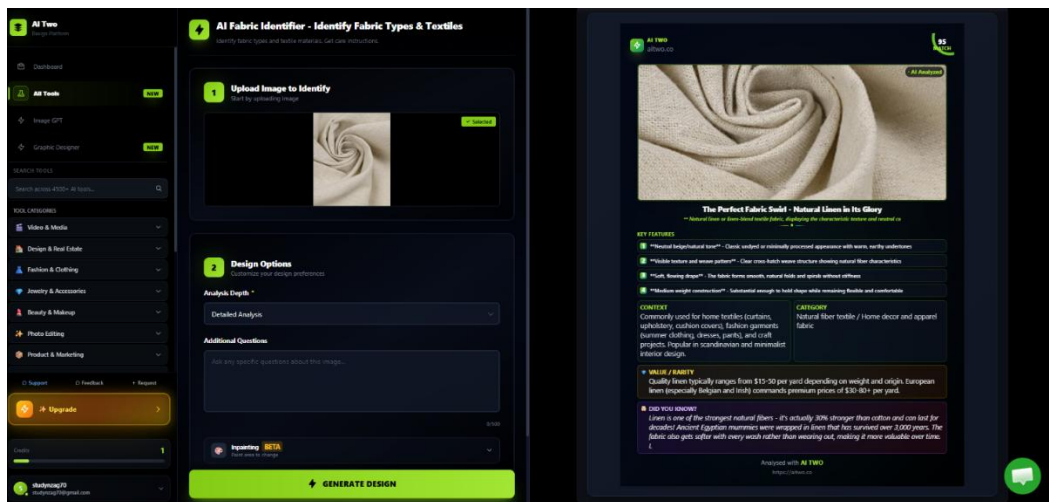


Рисунок 1.3 – Результати класифікації типу тканини на сервісі від AI Two [20]

Окрім визначення типу матеріалу, сервіс надає розширену інформацію про тканину, зокрема її основні характеристики, категорію, можливі сфери застосування, рівень цінності та додаткові відомості про матеріал. Такий підхід дозволяє користувачу отримати більш повне уявлення про властивості тканини, її практичне використання та особливості застосування у різних сферах, від побутових виробів до елементів одягу.

Разом із цим система не пропонує конкретних рекомендацій щодо подальшої вторинної переробки визначеного матеріалу, що можна вважати

одним із її основних недоліків. Надана інформація має переважно довідковий та описовий характер і орієнтована головним чином на ідентифікацію тканини та оцінювання її властивостей.

Ще одним прикладом цифрового рішення є мобільний застосунок «Fabric and Textile Identifier», який доступний для пристроїв на базі iOS через App Store [21]. Додаток орієнтований на швидке визначення типу текстильного матеріалу за допомогою фотографій або знімків тканини, що забезпечує зручність використання та робить його доступним для широкого кола користувачів без необхідності спеціальних технічних знань (рисунок 1.4).

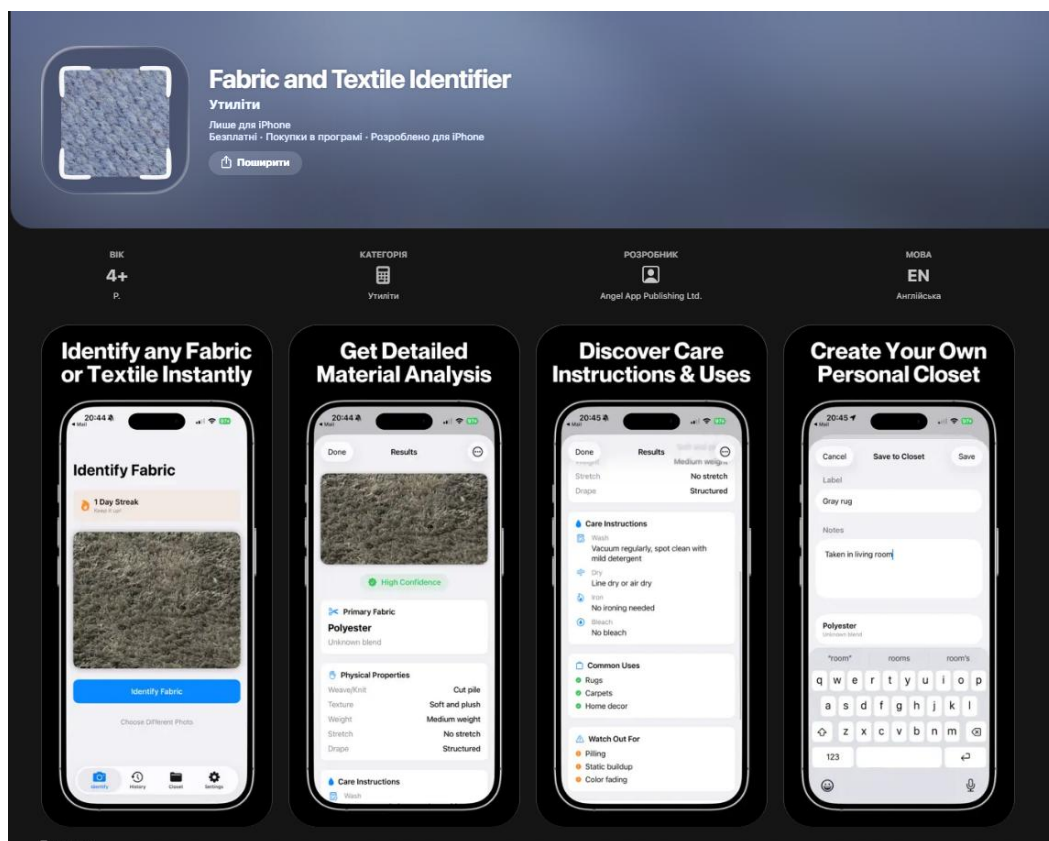


Рисунок 1.4 – Мобільний додаток «Fabric and Textile Identifier» [21]

Після завантаження фотографії система виконує аналіз візуальних характеристик тканини, зокрема структури переплетення, текстури та зовнішнього вигляду матеріалу, після чого формує результат із найбільш ймовірною класифікацією тканини.

До основних переваг такого рішення належать мобільність та простота використання, оскільки застосунок функціонує безпосередньо на смартфоні та дозволяє оперативно отримувати результати під час сортування або в інших

умовах без використання комп'ютера. Інтерфейс розрахований на широке коло користувачів і не потребує спеціальних технічних навичок чи складних налаштувань. Крім того, додаток забезпечує можливість миттєвого створення фотографій та їх подальшого аналізу в межах одного середовища.

Водночас застосунок має певні обмеження, пов'язані з точністю розпізнавання та глибиною аналізу, оскільки якість результатів залежить від характеристик зображення та можливостей алгоритмів, які не завжди коректно визначають складні або змішані текстильні матеріали. Також система не надає рекомендацій щодо способів вторинної переробки тканин чи можливостей їх подальшого використання, обмежуючись лише базовим визначенням типу матеріалу.

У науковій роботі «Textile Defect Detection Using Artificial Intelligence and Computer Vision – A Preliminary Deep Learning Approach» [22] запропоновано систему автоматизованого виявлення дефектів текстильних матеріалів із використанням технологій комп'ютерного зору та глибокого навчання. Автори застосували модель YOLOv11 для виявлення дефектів тканини в режимі реального часу та виконали розгортання системи на edge-пристрої NVIDIA Jetson Orin Nano. Дослідження демонструє ефективність використання згорткових нейронних мереж для аналізу текстильних матеріалів та автоматизації виробничих процесів.

У дослідженні «Exploring the Role of Artificial Intelligence for Pattern Recognition of Textile Sorting and Recycling for Circular Economy» [23] розглянуто застосування методів штучного інтелекту та комп'ютерного зору для автоматизації процесів сортування та вторинної переробки текстильних матеріалів. Автори аналізують підходи до обробки текстильних зображень із використанням алгоритмів сегментації та кластеризації, зокрема Otsu Thresholding і K-Means Clustering, які дозволяють класифікувати матеріали на основі їх візуальних характеристик. Отримані результати підтверджують ефективність технологій комп'ютерного зору для оптимізації процесів сортування текстильних відходів та підтримки концепції циркулярної економіки.

Водночас зазначається, що традиційні методи аналізу зображень мають певні обмеження під час роботи зі складними текстурами тканин, що обґрунтовує доцільність використання сучасних методів глибокого навчання та згорткових нейронних мереж для підвищення точності класифікації текстильних матеріалів.

У статті «The essence and applications of machine vision inspection for textile industry» [24] розглянуто сучасні підходи до застосування технологій машинного зору у текстильній промисловості. Автори аналізують методи автоматизованого контролю якості тканин, виявлення дефектів та класифікації текстильних матеріалів із використанням технологій комп'ютерного зору та глибокого навчання. У роботі розглядаються підходи на основі згорткових нейронних мереж, які дозволяють автоматично виділяти ознаки із зображень тканин та підвищувати точність аналізу текстильних матеріалів. Дослідження демонструє перспективність використання технологій машинного зору для автоматизації процесів контролю якості, сортування та аналізу текстильних виробів у промисловості.

Отже, проведений аналіз наявних цифрових рішень показав, що сучасні вебзастосунки та мобільні додатки, побудовані на основі технологій комп'ютерного зору, здатні значно спростити процес ідентифікації текстильних матеріалів та сортування відходів. Такі системи є зручними, доступними та орієнтованими на широке коло користувачів. Проте їхнім спільним недоліком залишається відсутність рекомендацій щодо оптимальних способів вторинної переробки тканин, що підтверджує доцільність створення комплексної інтелектуальної системи, здатної не лише класифікувати матеріали, а й визначати можливі напрями їх повторного використання та переробки.

1.4 Мета, задачі та вимоги до реалізації інтелектуальної системи

Метою кваліфікаційної роботи є підвищення точності автоматизованого формування рекомендації щодо способу вторинної переробки текстильних матеріалів за мікрозображеннями шляхом розроблення нейромережевого методу

класифікації їх мікроструктурних ознак, що оцінюється за показниками якості класифікації матеріалів та часткою правильно сформованих рекомендацій щодо способу переробки.

Для досягнення поставлених цілей передбачено виконання таких завдань:

- провести дослідження предметної області класифікації текстильних матеріалів за візуальними характеристиками;

- розробити метод класифікації текстильних матеріалів за мікробразженнями засобами глибокого навчання для вибору способу вторинної переробки;

- спроектувати архітектуру та виконати програмну реалізацію інтелектуальної системи класифікації тканин;

- виконати валідацію розробленого методу на основі розробленої інтелектуальної системи.

Отже, реалізація поставлених задач забезпечує комплексний підхід до створення інтелектуальної системи автоматизованої класифікації текстильних матеріалів, поєднуючи дослідження сучасних методів комп'ютерного зору, практичну розробку програмного продукту та оцінювання ефективності його функціонування. Це дозволяє підвищити точність і швидкість визначення типу тканини, а також сприяє підтримці процесів сортування та вторинної переробки текстильних матеріалів.

Розділ 2 Метод класифікації текстильних матеріалів за мікрозображеннями

2.1 Формалізація процесу виявлення типу текстилю

У сучасних системах комп'ютерного зору задачі аналізу текстильних матеріалів дедалі частіше розглядаються як задачі багатокласової класифікації зображень із використанням методів глибокого навчання та згорткових нейронних мереж. У праці «Нейромережева технологія аналізу макроструктури тканин для інтелектуальних виробничих систем легкої промисловості» запропоновано підхід до визначення співвідношення синтетичних і натуральних волокон на основі аналізу цифрових зображень тканин із використанням архітектури EfficientNet-B0. Автори здійснили класифікацію тканин за трьома інтервалами вмісту синтетичних волокон: 30–50 %, 50–70 % та 70–100 %, що підтвердило ефективність використання згорткових нейронних мереж для автоматизованого аналізу текстильних матеріалів [25].

Запропонований підхід демонструє доцільність використання CNN-моделей для задач класифікації текстильних зображень, оскільки такі моделі здатні автоматично виділяти текстурні ознаки тканин та формувати узагальнене представлення їх структури. Це дозволяє забезпечити високу точність класифікації та ефективно застосовувати подібні системи у процесах автоматизованого сортування, контролю якості та вторинної переробки текстильних матеріалів.

У межах даної роботи задача автоматизованого аналізу текстильних матеріалів формалізується як задача багатокласової класифікації зображень. На вхід інтелектуальної системи подається цифрове RGB-зображення мікроструктури текстильного матеріалу, яке після попередньої обробки приводиться до фіксованого розміру 224×224 пікселі, перетворюється у тензор та нормалізується. Метою класифікації є визначення діапазону вмісту синтетичних волокон у тканині, що надалі використовується для формування рекомендації щодо способу вторинної переробки.

Простір вхідних даних подаватиметься у вигляді множини:

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}, \quad (2.1)$$

де x_i – окреме зображення текстильного матеріалу, представлене у вигляді тривимірного тензора розмірності $3 \times 224 \times 224$, що відповідає трьом колірним каналам RGB та фіксованому розміру зображення після попередньої обробки.

Простір вихідних рішень задаватиметься множиною класів:

$$Y = \{30 - 50, 50 - 70, 70 - 100\}, \quad (2.2)$$

де кожен клас відповідає певному діапазону вмісту синтетичних волокон у текстильному матеріалі. Клас 30-50 характеризує матеріали з помірним вмістом синтетичних волокон, клас 50-70 відповідає матеріалам зі змішаним складом із підвищеною часткою синтетики, а клас 70-100 описує матеріали з високим вмістом синтетичних волокон.

Математично модель класифікації буде подаватися у вигляді функції:

$$f : X \rightarrow Y, \quad (2.3)$$

де функція f відображає вхідне зображення текстильного матеріалу у відповідний клас.

У процесі роботи нейронна мережа формуватиме вектор оцінок належності зображення до кожного класу:

$$z = f(x) = (z_1, z_2, z_3), \quad (2.4)$$

де z_1, z_2, z_3 – вихідні значення моделі для кожного з трьох класів. Для перетворення цих значень у ймовірності застосовується функція Softmax:

$$p_i = \frac{e^{z_i}}{\sum_j e^{z_j}}, \quad (2.5)$$

де p_i – ймовірність належності зображення до i -го класу. Остаточне рішення приймається шляхом вибору класу з найбільшим значенням ймовірності:

$$\hat{y} = \arg \max(p_i). \quad (2.6)$$

Для навчання моделі буде використовуватись функція втрат перехресної ентропії, яка є стандартною для задач багатокласової класифікації:

$$L = -\sum_i y_i \log(p_i), \quad (2.7)$$

де y_i – істинна мітка класу, а p_i – прогнозована ймовірність належності зображення до відповідного класу. Мінімізація функції втрат дозволяє моделі

поступово коригувати параметри нейронної мережі та підвищувати точність класифікації.

Після визначення класу система формуватиме рекомендацію щодо способу вторинної переробки текстильного матеріалу. Для класу 30-50 рекомендується механічна переробка або комбіноване сортування, для класу 50-70 – комбінована або хімічна переробка, а для класу 70-100 – хімічна переробка синтетичних волокон. Таким чином, інформаційна модель системи охоплює не лише класифікацію текстильного матеріалу за зображенням, а й подальшу інтерпретацію результату для підтримки прийняття рішень щодо вторинної переробки текстильних відходів.

2.2 Нейромережевий метод класифікації текстильних матеріалів

Для автоматизованої класифікації текстильних матеріалів у роботі запропоновано використання згорткової нейронної мережі EfficientNet-V0. Вибір такого підходу обумовлений високою ефективністю CNN-моделей у задачах аналізу зображень та здатністю автоматично виділяти текстурні й структурні ознаки тканин без необхідності ручного формування характеристик.

EfficientNet-V0 належить до сучасних архітектур глибокого навчання, які використовують метод композитного масштабування для збалансованого масштабування глибини, ширини та роздільної здатності мережі. Такий підхід дозволяє досягти високої точності класифікації при відносно невеликих обчислювальних витратах, що робить архітектуру ефективною для задач комп'ютерного зору та аналізу текстильних матеріалів [26].

Архітектура EfficientNet-V0 передбачає використання згорткових шарів для автоматичного виділення ознак текстильного матеріалу, шарів Batch Normalization для стабілізації процесу навчання, функції активації Swish та pooling-шарів для зменшення просторової розмірності карт ознак. На завершальному етапі застосовується повнозв'язний класифікаційний шар, який

формує вихідний вектор оцінок класів для подальшої класифікації текстильного матеріалу.

Процес навчання нейронної мережі є важливим етапом формування моделі, здатної виконувати точну класифікацію текстильних матеріалів за їх візуальними характеристиками. Під час навчання модель послідовно аналізує набір зображень тканин із відповідними мітками класів, автоматично виділяє характерні ознаки та коригує вагові коефіцієнти для мінімізації помилки класифікації.

На першому етапі до системи подається набір зображень текстильних матеріалів разом із мітками класів та параметрами попередньої обробки. Далі виконується масштабування зображень, нормалізація значень пікселів і перетворення даних у тензорний формат. Після попередньої обробки дані розділяються на навчальні, валідаційні та тестові вибірки.

На наступному етапі навчальна вибірка передається до нейронної мережі. У процесі прямого проходу модель формує вихідні значення для кожного класу, після чого обчислюється функція втрат, яка визначає різницю між прогнозованими та правильними значеннями класів. Далі виконується зворотне поширення помилки, у результаті якого обчислюються градієнти функції втрат та здійснюється оновлення ваг нейронної мережі за допомогою оптимізатора Adam.

Процес навчання повторюється протягом визначеної кількості епох, що дозволяє поступово покращувати якість класифікації. Результатом роботи є навчена модель, збережені вагові коефіцієнти та метрики класифікації, які використовуються для подальшого аналізу ефективності нейромережевого методу.

На алгоритмі нище, наведено математичний псевдокод процесу навчання нейромережі для класифікації текстильних матеріалів.

Вхідні дані:

$D = \{(x_i, y_i)\}$ – набір зображень текстильних матеріалів;

$C = \{30-50\%, 50-70\%, 70-100\%\}$ – множина класів;

N – кількість епох навчання;

α – швидкість навчання;
 M – модель EfficientNet-B0.

Вихідні дані:

навчена модель M ;
 збережені ваги W ;
 метрики класифікації.

Кроки алгоритму:

1. Виконати попередню обробку dataset:
 - a. масштабування зображень до 224×224 ;
 - b. нормалізація значень пікселів;
 - c. перетворення зображень у тензори.
2. Розділити dataset:
 - a. train set;
 - b. validation set;
 - c. test set.
3. Передати train set у модель EfficientNet-B0:
 - a. $z^{(i)} = f(x^{(i)}; W)$
4. Обчислити ймовірності класів:
 - a. $p_i = \frac{e^{z_i}}{\sum e^{z_j}}$
5. Обчислити функцію втрат:
 - a. $L = -\sum y_i \log(p_i)$
6. Виконати зворотне поширення помилки:
 - a. $\frac{\partial L}{\partial W}$
7. Оновити ваги моделі:
 - a. $W = W - \alpha \cdot \frac{\partial L}{\partial W}$
8. Повторити кроки 3–7 протягом N епох.
9. Оцінити модель на validation set та test set.
10. Зберегти ваги моделі W .

Запропонований нейромережевий метод призначений для визначення діапазону вмісту синтетичних волокон у тканині за цифровими зображеннями текстильних матеріалів. У межах роботи задача розглядається як задача багатокласової класифікації зображень, де вхідними даними є RGB-зображення мікроструктури тканини, а вихідними результатами – класи 30-50 %, 50-70 % та 70-100 % вмісту синтетичних волокон.

На рисунку 2.1 зображена схема, яка відображає основні етапи обробки зображення текстильного матеріалу, починаючи від завантаження вхідного зображення та завершуючи визначенням класу і формуванням рекомендації щодо способу вторинної переробки.

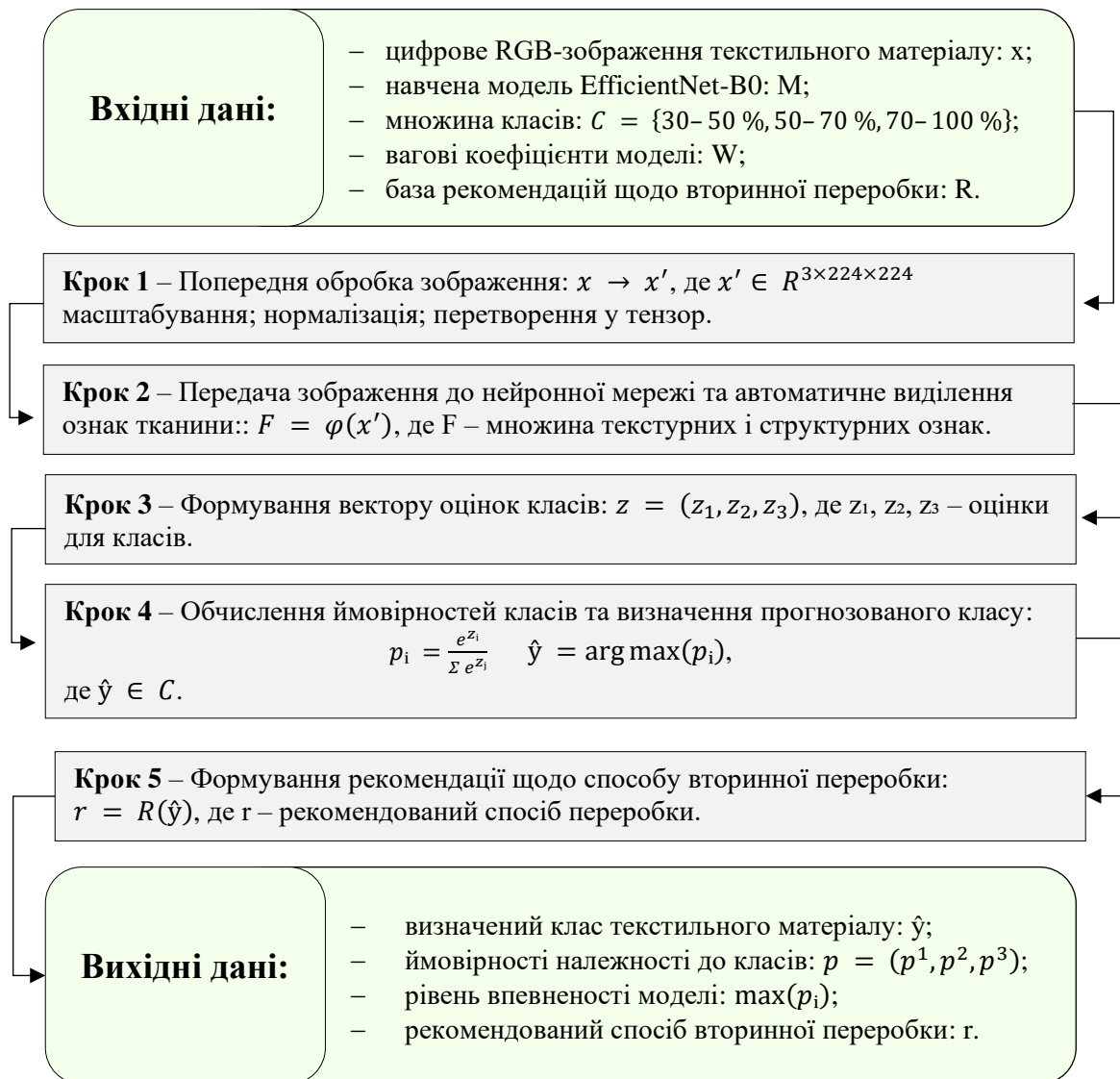


Рисунок 2.1 – Схема використання навченої нейромережі для розв'язання задачі

Відповідно до рисунка 2.1, на першому етапі до системи подається цифрове RGB-зображення текстильного матеріалу. Далі виконується попередня обробка зображення, що передбачає зміну його розміру, нормалізацію та перетворення у тензорний формат. Після цього підготовлене зображення передається до згорткової нейронної мережі, яка автоматично виділяє характерні текстурні та структурні ознаки тканини.

На наступному етапі модель формує вихідний вектор оцінок для кожного з трьох класів вмісту синтетичних волокон. За допомогою функції Softmax ці значення перетворюються у ймовірності належності зображення до класів вмісту синтетики. Остаточне рішення приймається за класом із найбільшою ймовірністю. Після визначення класу система формує рекомендацію щодо найбільш доцільного способу вторинної переробки текстильного матеріалу.

Таким чином, використання архітектури EfficientNet-V0 дозволяє реалізувати ефективний нейромережевий метод класифікації текстильних матеріалів, здатний автоматично аналізувати візуальні ознаки тканини, визначати діапазон вмісту синтетичних волокон та формувати рекомендації щодо способів вторинної переробки матеріалу.

2.3 Підготовка робочих вхідних даних для системи

Для навчання та тестування нейромережевого методу класифікації текстильних матеріалів було обрано набір даних «Fabric Fiber Composition Micro-Image Dataset», розміщений на платформі Kaggle [27]. Датасет містить мікроскопічні зображення текстильних матеріалів, згрупованих відповідно до діапазону вмісту синтетичних волокон у тканині. Використання такого набору даних дозволяє проводити аналіз текстурних та структурних особливостей матеріалів за цифровими зображеннями та виконувати їх автоматизовану класифікацію.

Набір даних складається із 756 мікрозображень текстильних матеріалів, які поділені на три класи відповідно до діапазону вмісту синтетичних волокон у тканині. Розподіл зображень між класами наведено на рисунку 2.2.

До першого класу належать зображення матеріалів із вмістом синтетичних волокон від 30% до 50% у кількості 248 зображень. Другий клас містить 255 зображень тканин із вмістом синтетики від 50% до 70%, тоді як третій клас складається із 253 зображень матеріалів із вмістом синтетичних волокон у межах від 70% до 100%.

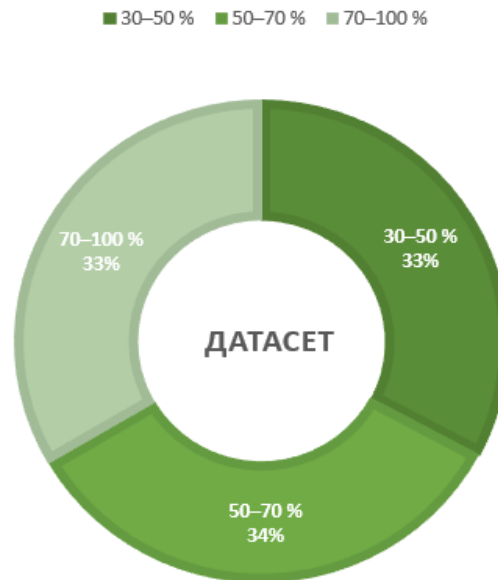


Рисунок 2.2 – Розподіл зображень набору даних між класами

Усі зображення відображають мікроструктуру тканин та дозволяють аналізувати особливості переплетення волокон, текстуру матеріалу та характер розподілу синтетичних компонентів. Приклади зображень із набору даних наведено на рисунку 2.3.
















Fabric Fiber Composition Micro-Image Dataset 11 Code Download

Data Card Code (0) Discussion (0) Suggestions (0)

30-50 (248 files)

About this directory Suggest Edits

This directory does not have a description yet.

 25819112455993.jpg 868.29 kB	 25819112637524.jpg 923.24 kB	 25819112642111.jpg 910.15 kB	 25819112750945.jpg 866.74 kB	 25819112755871.jpg 847.14 kB
 2581911281133.jpg 864.76 kB	 25819112812774.jpg 933.04 kB	 25819112818537.jpg 923.76 kB	 25819112835872.jpg 931.71 kB	 25819112841479.jpg 943.57 kB
 25819112852598.jpg 868.29 kB	 2581911287476.jpg 923.24 kB	 25819112916692.jpg 910.15 kB	 2581911291760.jpg 866.74 kB	 25819112925977.jpg 847.14 kB

Data Explorer
Version 1 (813.24 MB)

- 30-50
 - 25819112455993.jpg
 - 25819112637524.jpg
 - 25819112642111.jpg
 - 25819112750945.jpg
 - 25819112755871.jpg
 - 2581911281133.jpg
 - 25819112812774.jpg
 - 25819112818537.jpg
 - 25819112835872.jpg
 - 25819112841479.jpg
 - 25819112852598.jpg
 - 2581911287476.jpg
 - 25819112916692.jpg
 - 2581911291760.jpg
 - 25819112925977.jpg
 - 25819112954447.jpg
 - 25819113012446.jpg
 - 25819113017890.jpg
 - 2581911302214.jpg
 - 25819113024881.jpg
 - 25819113034547.jpg
 - 25819113038806.jpg
 - 25819113043970.jpg

Рисунок 2.3 – Набір даних «Fabric Fiber Composition Micro-Image Dataset» [27]

Набір має відносно рівномірний розподіл зображень між класами, що є важливою умовою для коректного навчання нейронної мережі та зменшення ризику виникнення дисбалансу класів під час класифікації.

Перед використанням набору даних для навчання нейронної мережі передбачається виконання попередньої обробки зображень. На цьому етапі планується здійснити масштабування зображень до розміру 224×224 пікселі, нормалізацію значень пікселів та перетворення даних у тензорний формат.

Для подальшого навчання та оцінювання якості нейромережевої моделі передбачається розділення набору даних на навчальну, валідаційну та тестову вибірки у співвідношенні 70 % / 15 % / 15 %. Очікуваний розподіл зображень між вибірками наведено у таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 – Розподіл зображень між вибірками

Клас	Загальна кількість	Train	Validation	Test
30–50 %	248	173	37	38
50–70 %	255	178	38	39
70–100 %	253	177	37	39
Загалом	756	528	112	116

Такий розподіл вибірок має забезпечити достатню кількість даних для навчання, валідації та тестування нейромережевої моделі.

Таким чином, обраний набір даних є придатним для навчання згорткової нейронної мережі та подальшої класифікації текстильних матеріалів за діапазоном вмісту синтетичних волокон.

2.4 Метрики оцінювання ефективності нейромережевого методу класифікації текстильних матеріалів

Для оцінювання ефективності нейромережевого методу класифікації текстильних матеріалів доцільно використовувати набір метрик, які дозволяють комплексно аналізувати якість роботи моделі та точність класифікації зображень. Як зазначено у сучасних дослідженнях у сфері машинного навчання та комп'ютерного зору, використання лише однієї метрики не дозволяє повністю

оцінити ефективність класифікації, тому для аналізу моделей CNN рекомендується застосовувати Accuracy, Precision, Recall, F1-score та ROC-AUC.

Однією з основних метрик оцінювання є Accuracy, яка визначає частку правильно класифікованих зображень від загальної кількості вхідних даних. Дана метрика широко використовується у задачах класифікації зображень та дозволяє оцінити загальну точність роботи нейронної мережі [28].

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}. \quad (2.8)$$

де TP – кількість істинно позитивних результатів, TN – кількість істинно негативних результатів, FP – кількість хибнопозитивних результатів, FN – кількість хибнонегативних результатів.

У сучасних роботах із використанням CNN-моделей для класифікації текстильних матеріалів та дефектів тканин зазначається, що Accuracy не завжди є достатньою метрикою, особливо у випадках дисбалансу класів, тому додатково використовуються Precision та Recall [29].

Метрика Precision характеризує точність позитивних прогнозів моделі та показує, яка частка об'єктів, віднесених моделлю до певного класу, дійсно належить цьому класу.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP}. \quad (2.9)$$

Високе значення Precision свідчить про низьку кількість помилкових спрацьовувань під час класифікації текстильних матеріалів.

Метрика Recall визначає здатність моделі правильно знаходити всі об'єкти певного класу та характеризує повноту класифікації.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}. \quad (2.10)$$

Для комплексного оцінювання балансу між Precision та Recall використовується метрика F1-score, яка є гармонійним середнім цих показників. У дослідженнях, присвячених використанню EfficientNet та інших CNN-моделей, F1-score вважається однією з найбільш інформативних метрик оцінювання багатокласової класифікації [30].

$$F1 = \frac{2 \cdot Precision \cdot Recall}{Precision + Recall}. \quad (2.11)$$

Для додаткового аналізу якості класифікації також може використовуватися ROC-крива та метрика ROC-AUC. ROC-крива відображає співвідношення між часткою істинно позитивних результатів та часткою хибнопозитивних результатів при різних порогах класифікації. Як зазначено у сучасних дослідженнях, ROC-AUC дозволяє оцінити здатність моделі розділяти класи незалежно від вибраного порогу класифікації [31].

Окрім наведених метрик, для аналізу результатів класифікації також доцільно використовувати матрицю помилок, яка дозволяє оцінити кількість правильних та помилкових прогнозів для кожного класу текстильних матеріалів.

Таким чином, використання сукупності метрик оцінювання ефективності дозволяє комплексно аналізувати якість роботи нейромережевого методу класифікації текстильних матеріалів та оцінювати здатність моделі правильно визначати діапазон вмісту синтетичних волокон за цифровими зображеннями тканин.

2.5 Планування програмної реалізації та пайплайну експериментальних досліджень

Для реалізації нейромережевого методу класифікації текстильних матеріалів доцільно використовувати мову програмування Python, яка є однією з найбільш поширених мов у сфері машинного навчання та комп'ютерного зору. Вибір Python обумовлений наявністю великої кількості бібліотек для роботи із цифровими зображеннями, створення та навчання нейронних мереж, а також аналізу результатів класифікації. Python широко використовується у наукових дослідженнях завдяки гнучкості, поєднанню високорівневих API та підтримки низькорівневих обчислювальних бібліотек [32].

У якості основного фреймворку глибокого навчання доцільно використовувати бібліотеку PyTorch, яка забезпечує гнучкий та інтуїтивний підхід до побудови нейронних мереж. Згідно з порівняльним дослідженням TensorFlow та PyTorch, PyTorch характеризується більш простою інтеграцією з Python, зручністю налагодження та високою гнучкістю під час реалізації моделей глибокого навчання, що є особливо важливим для дослідницьких задач комп'ютерного зору та класифікації зображень. Також зазначається, що PyTorch

використовує динамічний підхід до побудови обчислювального, який дозволяє виконувати модель покроково у режимі реального часу та спрощує процес модифікації архітектури нейронної мережі й аналізу результатів навчання [33].

Додатковою перевагою PyTorch є ефективне управління пам'яттю та висока швидкодія під час навчання моделей комп'ютерного зору. Доведено результати, відповідно до яких PyTorch демонструє кращу продуктивність при роботі з великими зображеннями та забезпечує менший час навчання й інференсу порівняно з TensorFlow. Таким чином, використання PyTorch у межах даної роботи є доцільним завдяки його гнучкості, зручності експериментальної розробки, ефективній роботі із згортковими нейронними мережами та широкому застосуванню у сучасних задачах комп'ютерного зору.

Для реалізації архітектури EfficientNet-B0 планується використання модуля `torchvision.models`, який містить готові архітектури згорткових нейронних мереж та засоби їх адаптації під задачі класифікації цифрових зображень. Використання готової архітектури дозволяє застосовувати сучасні моделі глибокого навчання без необхідності створення нейронної мережі з нуля, а також забезпечує можливість модифікації класифікаційного шару відповідно до кількості класів текстильних матеріалів у межах поставленої задачі [34].

Для попередньої обробки зображень передбачається використання бібліотеки `torchvision.transforms`, яка забезпечує виконання основних операцій підготовки даних перед подачею до нейронної мережі. Зокрема, планується виконання масштабування зображень до єдиного розміру 224×224 пікселі, нормалізація значень пікселів та перетворення зображень у тензорний формат. Використання попередньої обробки дозволяє стандартизувати вхідні дані та забезпечити коректну роботу нейронної мережі під час навчання і класифікації текстильних матеріалів.

Для роботи із зображеннями текстильних матеріалів планується використання бібліотеки Pillow, а для збереження та аналізу результатів експериментальних досліджень – бібліотек Pandas, Matplotlib та SQLite. Використання SQLite дозволить організувати локальне збереження результатів класифікації, статистики прогнозів та параметрів експериментів.

Пайплайн експериментальних досліджень передбачається організувати у вигляді послідовності етапів, що включають попередню обробку набору даних,

формування навчальної, валідаційної та тестової вибірок, навчання нейронної мережі, оцінювання ефективності моделі та аналіз отриманих результатів. На етапі попередньої обробки планується виконання масштабування зображень до відповідного розміру, нормалізація значень пікселів та перетворення даних у тензорний формат. Використання попередньої обробки дозволяє стандартизувати вхідні дані та забезпечити коректну роботу нейронної мережі під час класифікації текстильних матеріалів.

У процесі навчання нейронної мережі обрано використання функції втрат `CrossEntropyLoss` та оптимізатора `Adam`, який забезпечує адаптивне оновлення вагових коефіцієнтів моделі. Для оцінювання ефективності навчання доцільно реалізувати аналіз метрик `Accuracy`, `Precision`, `Recall` та `F1-score`.

Також у межах експериментальних досліджень пропонується підбір основних гіперпараметрів моделі, серед яких розмір `batch size`, кількість епох навчання та швидкість навчання. Підбір гіперпараметрів дозволить визначити найбільш ефективну конфігурацію нейронної мережі для задачі класифікації текстильних матеріалів.

Для контролю якості навчання та зменшення ризику перенавчання слід використовувати валідаційну вибірку, що дозволить оцінювати ефективність моделі під час навчання та аналізувати зміни метрик класифікації на різних етапах експериментальних досліджень.

Для реалізації прикладної системи класифікації текстильних матеріалів передбачається використання веборієнтованого підходу, що забезпечить можливість взаємодії користувача із нейромережевою моделлю через графічний інтерфейс. У якості середовища створення користувацького інтерфейсу доцільно використовувати фреймворк `Streamlit`, який дозволяє реалізовувати інтерактивні вебзастосунки для задач машинного навчання та аналізу даних засобами `Python`.

Використання `Streamlit` забезпечує можливість завантаження зображень текстильних матеріалів, відображення результатів класифікації, візуалізації статистичних показників та формування рекомендацій щодо способу вторинної переробки тканин. Для побудови графіків та візуалізації результатів експериментальних досліджень передбачається використання бібліотеки `Plotly`, яка дозволяє створювати інтерактивні діаграми та засоби аналітики.

Таким чином, запропонований підхід до програмної реалізації та організації експериментальних досліджень забезпечує можливість ефективного навчання нейронної мережі та подальшого аналізу результатів класифікації текстильних матеріалів.

2.6 Висновки до розділу 2

У другому розділі було виконано розробку нейромережевого методу класифікації текстильних матеріалів за мікрозображеннями. Проведено формалізацію задачі класифікації текстильних матеріалів, визначено простір вхідних даних та множину вихідних класів, а також сформовано математичне представлення моделі класифікації із використанням функції Softmax та функції втрат перехресної ентропії.

У межах розділу обґрунтовано вибір архітектури EfficientNet-B0 для задачі класифікації текстильних матеріалів та описано основні етапи роботи нейронної мережі, включаючи попередню обробку зображень, пряме поширення сигналу, обчислення функції втрат і оновлення вагових коефіцієнтів моделі. Також наведено математичний псевдокод алгоритму навчання нейромережі та схему використання навченої моделі для визначення діапазону вмісту синтетичних волокон у тканині.

Виконано підготовку набору даних «Fabric Fiber Composition Micro-Image Dataset», який містить мікроскопічні зображення текстильних матеріалів із різним вмістом синтетичних волокон. Проаналізовано структуру набору даних, особливості розподілу класів та визначено основні етапи попередньої обробки зображень перед навчанням нейронної мережі. Розглянуто метрики оцінювання ефективності нейромережевого методу та визначено засоби програмної реалізації й організації експериментальних досліджень із використанням Python, PyTorch і бібліотек для роботи із цифровими зображеннями.

Розділ 3 Експериментальне дослідження методу

3.1 Опис прикладного застосування

Предметною областю даного дослідження є автоматизований аналіз текстильних матеріалів за цифровими мікрозображеннями із використанням методів глибокого навчання та комп'ютерного зору. У межах предметної області розглядається задача визначення діапазону вмісту синтетичних волокон у тканині на основі аналізу її текстурних та структурних характеристик. Основна увага приділяється автоматичному виділенню ознак текстильного матеріалу, зокрема особливостей переплетення волокон, щільності структури, характеру поверхні та інших морфологічних характеристик, які можуть бути виявлені на цифровому зображенні.

Актуальність створення автоматизованих систем аналізу текстильних матеріалів обумовлена постійним зростанням обсягів текстильних відходів та необхідністю впровадження ефективних методів сортування і вторинної переробки тканин. Традиційні способи визначення складу текстильних матеріалів часто потребують використання лабораторного обладнання або залучення фахівців, що ускладнює процес обробки великої кількості матеріалів та підвищує вартість аналізу. Використання нейромережових методів дозволяє автоматизувати процес класифікації тканин, зменшити вплив людського фактору та підвищити швидкість аналізу текстильних матеріалів.

У межах роботи задача розглядається як задача багатокласової класифікації цифрових зображень, де кожне мікрозображення текстильного матеріалу відноситься до одного із визначених класів вмісту синтетичних волокон: 30-50%, 50-70% або 70-100%. Для реалізації класифікації використовується згортова нейронна мережа EfficientNet-B0, яка забезпечує автоматичне виділення інформативних ознак із цифрових зображень без необхідності ручного формування характеристик тканини.

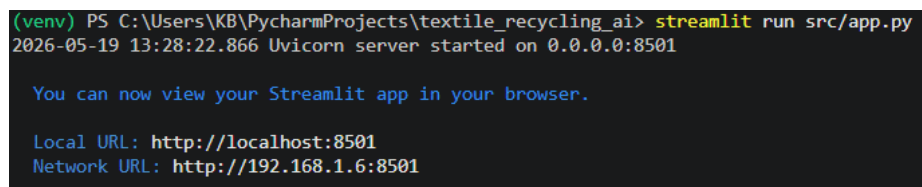
Практична реалізація запропонованого підходу виконана у вигляді вебзастосунку, створеного засобами Python та Streamlit. Розроблений

вебзастосунок забезпечує взаємодію користувача із нейромережевою моделлю та надає можливість автоматизованого аналізу текстильних матеріалів у режимі реального часу. Інтерфейс системи дозволяє завантажувати мікрображення тканин, виконувати класифікацію матеріалу, переглядати результати аналізу, статистику прогнозів та рекомендації щодо найбільш доцільного способу вторинної переробки.

Для використання програмного забезпечення користувачеві необхідно попередньо завантажити архів із проектом та розпакувати його у вибрану директорію на комп'ютері. Після цього потрібно відкрити середовище розробки з підтримкою Python та завантажити директорію із файлами застосунку. Перед першим запуском необхідно встановити всі бібліотеки та програмні залежності, які використовуються у проекті.

Запуск вебзастосунку здійснюється за допомогою команди: `streamlit run src/app.py`

Після запуску застосунку автоматично формується локальне посилання на вебінтерфейс системи, через який користувач отримує доступ до функцій класифікації текстильних матеріалів. Приклад запуску програмного забезпечення наведено на рисунку 3.1.



```
(venv) PS C:\Users\KB\PycharmProjects\textile_recycling_ai> streamlit run src/app.py
2026-05-19 13:28:22.866 Uvicorn server started on 0.0.0.0:8501

You can now view your Streamlit app in your browser.

Local URL: http://localhost:8501
Network URL: http://192.168.1.6:8501
```

Рисунок 3.1 – Запуск ПЗ

Головна сторінка вебзастосунку містить основні елементи взаємодії користувача із системою класифікації текстильних матеріалів. Інтерфейс включає блок завантаження мікрображення тканини, область відображення результатів аналізу, панель аналітики та рекомендаційний модуль щодо способів вторинної переробки текстильних матеріалів. Після завантаження цифрового зображення користувач має можливість виконати автоматизований аналіз тканини за допомогою нейромережевої моделі EfficientNet-B0. У результаті роботи системи формується прогнозований діапазон вмісту синтетичних

волокон, а також відображаються ймовірності належності зображення до кожного із визначених класів. Додатково система формує рекомендацію щодо найбільш доцільного способу вторинної переробки матеріалу відповідно до отриманого результату класифікації. Інтерфейс головної сторінки реалізований у сучасному стилі із використанням інтерактивних елементів, графічних блоків та засобів візуалізації результатів аналізу. Результат зображено на рисунку 3.2.

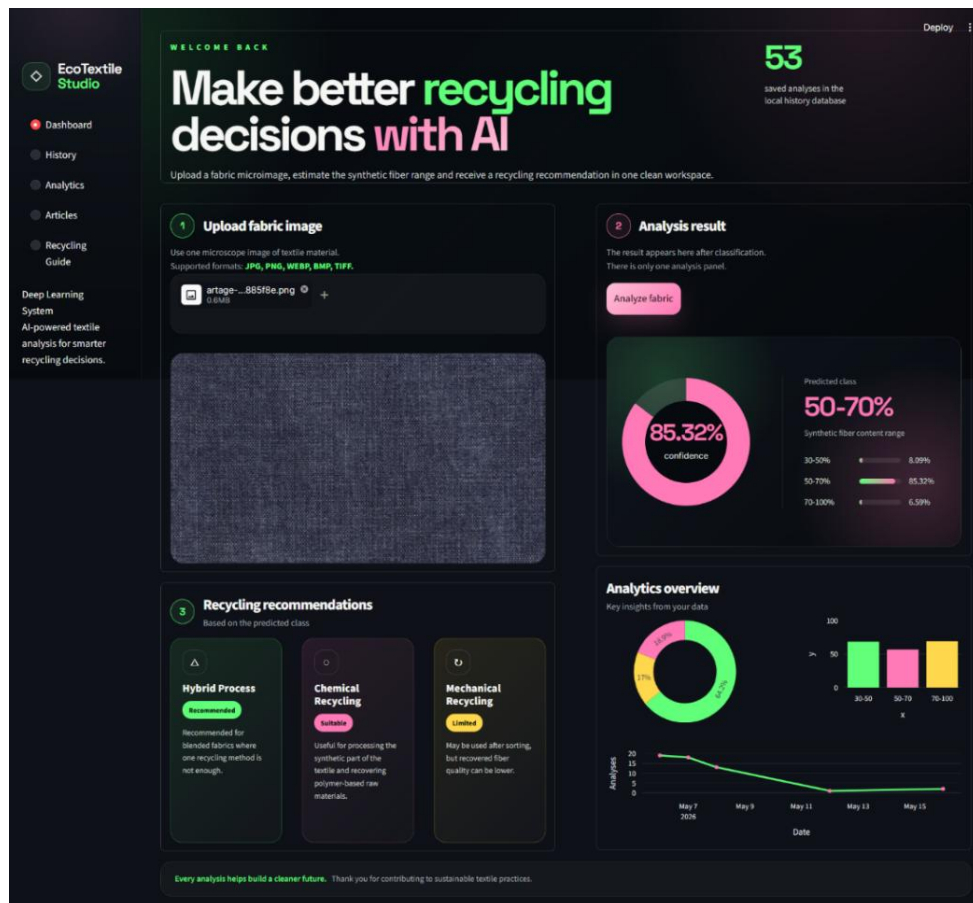


Рисунок 3.2 – Сторінка для аналізу текстилю

Через навігаційну панель користувач може потрапити на окремий розділ для збереження та перегляду результатів раніше виконаних аналізів текстильних матеріалів. Даний функціональний блок дозволяє користувачеві переглядати попередньо завантажені зображення тканин, результати прогнозування нейронної мережі, значення впевненості моделі та сформовані рекомендації щодо способів вторинної переробки матеріалів. Кожен запис історії містить дату проведення аналізу, зображення текстильного матеріалу та інформацію про визначений клас вмісту синтетичних волокон (рисунок 3.3).

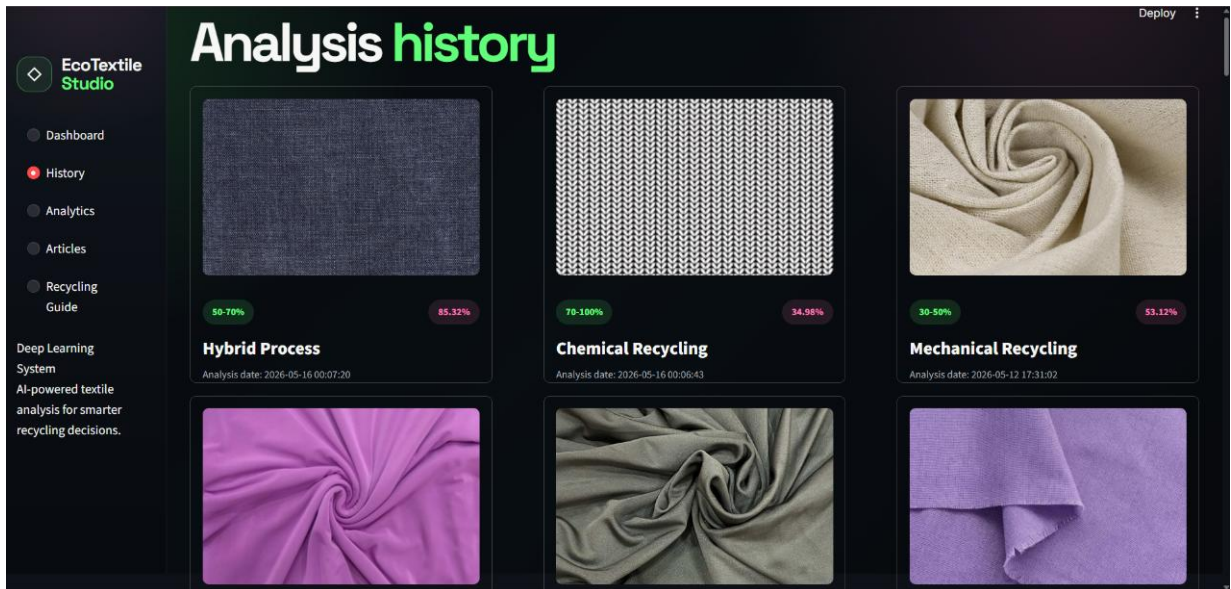


Рисунок 3.3 – Історія аналізів

Це забезпечує можливість накопичення результатів аналізу, подальшого перегляду попередніх класифікацій та спрощує процес роботи із великою кількістю текстильних матеріалів. Збереження історії аналізів реалізовано із використанням локальної бази даних SQLite.

У межах вебзастосунку також реалізовано модуль аналітики, який призначений для накопичення, обробки та візуалізації статистичних результатів класифікації текстильних матеріалів (рисунок 3.4).



Рисунок 3.4 – Сторінка з аналітикою

Цей елемент системи дозволяє переглядати розподіл класифікованих матеріалів за класами, середні значення впевненості нейронної мережі, а також динаміку кількості проведених аналізів у часі. Для візуалізації статистичних показників використовуються інтерактивні графіки та діаграми, що надають можливість користувачеві зручно аналізувати результати роботи системи. Наявність аналітичного модуля дозволяє не лише отримувати результати класифікації окремих зображень, а й виконувати загальний аналіз ефективності використання системи та накопичених результатів прогнозування.

Для підвищення інформативності та практичної цінності системи у вебзастосунку реалізовано окремий розділ інформаційних матеріалів (рисунок 3.5).

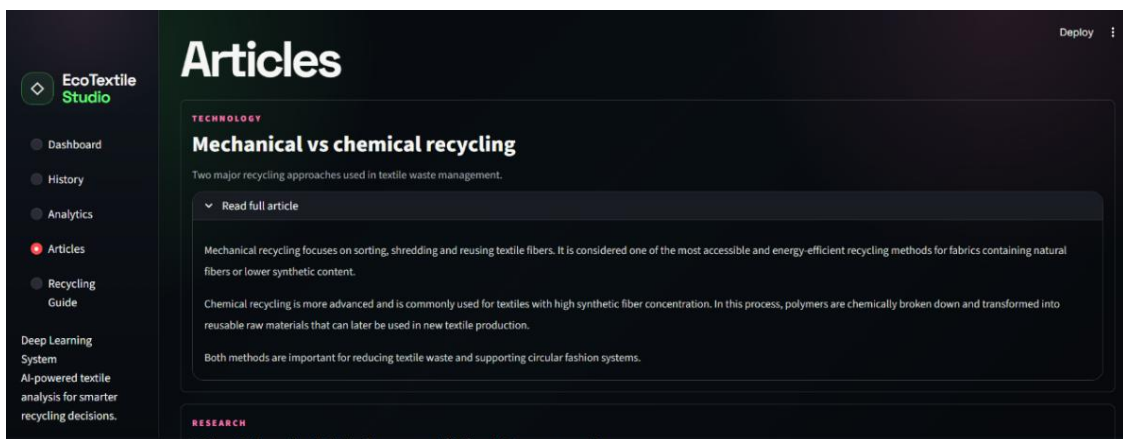


Рисунок 3.5 – Інформаційні статті

Розділ «Articles» містить короткі тематичні статті щодо сучасних методів вторинної переробки текстильних матеріалів, особливостей утилізації змішаних тканин та застосування технологій штучного інтелекту у сфері текстильної промисловості. Наявність інформаційного модуля дозволяє користувачеві отримувати результати класифікації, ознайомлюватися із сучасними підходами до сортування та переробки текстильних відходів. Крім цього, інформаційний розділ сприяє кращому розумінню особливостей обробки текстильних матеріалів із різним вмістом синтетичних волокон та дозволяє підвищити обізнаність користувачів щодо екологічних аспектів вторинної переробки тканин.

Також користувачеві наданий програмний компонент, який присвячений рекомендаціям щодо способів вторинної переробки текстильних матеріалів

залежно від визначеного діапазону вмісту синтетичних волокон. Інтерфейс сторінки рекомендацій наведено на рисунку 3.6.



Рисунок 3.6 – Сторінка рекомендацій переробки

У даній вкладці наведено опис основних методів переробки тканин, їх особливості, основні етапи обробки матеріалів та можливі варіанти повторного використання текстильних волокон. Для кожного із діапазонів вмісту синтетики система формує окремі рекомендації щодо найбільш ефективного способу переробки матеріалу. Наявність такого функціоналу дозволяє використовувати вебзастосунок не лише як систему класифікації, а і як інструмент підтримки прийняття рішень у сфері сортування та вторинної переробки текстильних відходів.

Основними користувачами розробленої системи можуть бути підприємства текстильної промисловості, організації з переробки текстильних відходів, науково-дослідні установи, а також фахівці у сфері аналізу та сортування тканин. Використання розробленого вебзастосунку дозволяє автоматизувати процес визначення складу текстильних матеріалів, скоротити час аналізу тканин та зменшити вплив людського фактору під час прийняття рішень. Крім цього, система може бути використана як допоміжний інструмент для оцінювання можливостей вторинної переробки текстильних матеріалів та

підвищення ефективності сортування текстильних відходів у межах сучасних екологічно орієнтованих виробничих процесів [35].

3.2 Сценарії експериментальних досліджень

Для перевірки ефективності розробленого нейромережевого методу було проведено експериментальне тестування моделі класифікації текстильних матеріалів. Основною метою тестування є визначення здатності моделі правильно класифікувати мікрозображення тканин за трьома діапазонами вмісту синтетичних волокон: 30-50%, 50-70% та 70-100%. Експериментальне дослідження виконувалося на попередньо підготовленому наборі даних [27], який було розділено на навчальну, валідаційну та тестову вибірки.

Розподіл набору даних здійснювався у співвідношенні 70% для навчання, 15% для валідації та 15% для тестування. Для забезпечення відтворюваності експерименту під час розділення даних було використано фіксоване значення випадкового зерна «`gandom seed = 42`». Навчальна вибірка використовувалася для оновлення ваг нейронної мережі, а для зменшення ризику перенавчання нейронної мережі – валідаційна та окрема тестова вибірка, що дозволяє оцінити здатність моделі класифікувати нові дані, які не використовувалися під час навчання [36].

Перед подачею зображень до нейронної мережі виконувалася попередня обробка даних. Для всіх вибірок зображення приводилися до розміру 224×224 пікселі, перетворювалися у тензорний формат та нормалізувалися. Для навчальної вибірки додатково застосовувалися операції аугментації, зокрема випадкове горизонтальне віддзеркалення, поворот зображення на кут до 15 градусів, а також зміна яскравості та контрастності. Це дало змогу збільшити варіативність навчальних прикладів і зменшити ризик перенавчання моделі.

Для навчання було використано архітектуру EfficientNet-B0 з попередньо навченими вагами. Оскільки задача передбачає класифікацію за трьома класами, фінальний класифікаційний шар моделі було адаптовано відповідно до кількості

вихідних класів. Навчання виконувалося з використанням функції втрат CrossEntropyLoss та оптимізатора Adam.

Експериментальне тестування передбачало навчання моделі EfficientNet-V0 на навчальній вибірці та перевірку якості її роботи на валідаційних даних після кожної епохи. Під час навчання фіксувалися значення функції втрат і точності для навчальної та валідаційної вибірок. Максимальна кількість епох становила 30, однак через використання механізму ранньої зупинки навчання було завершено після 9 епох, оскільки точність на валідаційній вибірці не покращувалася протягом 5 епох. Найкраще значення валідаційної точності становило 0.8929.

Таблиця 3.1 – Динаміка навчання моделі

Епоха	Train Loss	Train Accuracy	Val Loss	Val Accuracy
1	0.7570	0.7576	0.4920	0.8304
2	0.4169	0.8655	0.2897	0.8839
3	0.2917	0.8826	0.2525	0.8482
4	0.2817	0.8864	0.2317	0.8929
5	0.2515	0.9015	0.2274	0.8839
6	0.2350	0.8958	0.2241	0.8929
7	0.2174	0.9110	0.2241	0.8839
8	0.2149	0.9034	0.2241	0.8839
9	0.2106	0.8958	0.2396	0.8839

Для аналізу процесу навчання моделі було побудовано графік зміни точності класифікації та функції втрат під час навчання і валідації. Графік результатів навчання наведено на рисунку 3.7.

Відповідно до рисунка 3.7, у процесі навчання спостерігається поступове збільшення значення точності класифікації та зменшення функції втрат як для навчальної, так і для валідаційної вибірки.

Найбільше покращення результатів відбулося протягом перших епох навчання, після чого значення точності стабілізувалися. Значення train accuracy

наприкінці навчання перевищує 0.89, а validation accuracy досягає приблизно 0.89, що свідчить про достатньо хорошу узагальнювальну здатність моделі.

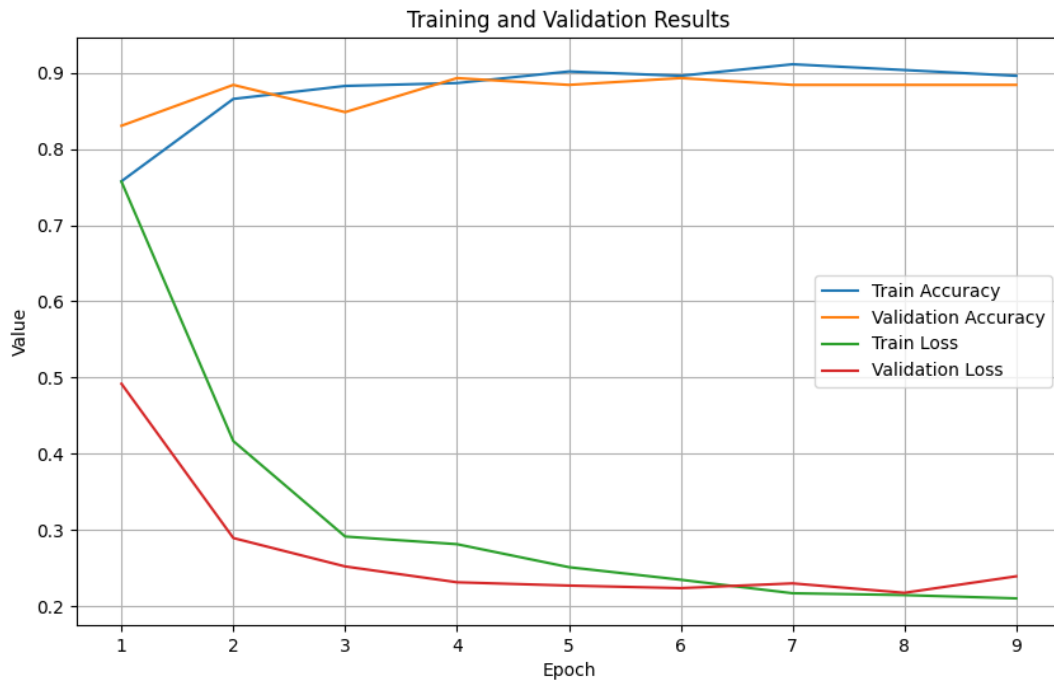


Рисунок 3.7 – Графік зміни точності та функції втрат під час навчання моделі

Аналіз графіка функції втрат показує поступове зменшення значень train loss та validation loss у процесі навчання нейронної мережі. Водночас після декількох епох значення validation loss починає змінюватися незначно, що свідчить про наближення моделі до оптимального стану навчання. Для запобігання перенавчанню використовувався механізм ранньої зупинки навчання, який автоматично припинив процес після відсутності покращення результатів на валідаційній вибірці протягом визначеної кількості епох.

3.3 Аналіз отриманих результатів

У межах аналізу отриманих результатів було проведено порівняння згорткових нейронних мереж із класичними методами машинного навчання, а також оцінено якість роботи розробленої моделі класифікації текстильних матеріалів за мікрозображеннями. Порівняльна характеристика основних методів наведена у таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Порівняльна характеристика методів

Метод	Переваги	Недоліки
KNN	Простота реалізації та зрозумілий принцип роботи	Низька ефективність при роботі зі складними зображеннями та великою кількістю даних
SVM	Може забезпечувати хорошу точність на невеликих наборах даних	Потребує попереднього виділення ознак і гірше масштабується для великих наборів зображень
Random Forest	Стійкість до шуму та можливість роботи з різними типами ознак	Обмежена ефективність при аналізі складних текстурних особливостей зображень
CNN	Автоматично виділяє ознаки зображення та добре підходить для задач комп'ютерного зору	Потребує більшої кількості обчислювальних ресурсів і часу на навчання

Проведене порівняння показує, що класичні методи машинного навчання та згорткові нейронні мережі мають різні підходи до аналізу текстильних матеріалів. Алгоритми KNN, SVM та Random Forest можуть забезпечувати задовільні результати класифікації, однак їх ефективність значною мірою залежить від етапу попереднього виділення ознак зображення. У задачах аналізу текстильних матеріалів це створює додаткові труднощі, оскільки мікрозображення тканин містять складні текстурні, структурні та морфологічні характеристики, які важко формалізувати вручну.

Метод KNN характеризується простотою реалізації та зрозумілим принципом роботи, проте його ефективність знижується при роботі з великими наборами даних і складними зображеннями, оскільки класифікація виконується на основі пошуку найближчих сусідів у просторі ознак [37]. Алгоритм SVM демонструє хороші результати на відносно невеликих наборах даних та часто застосовується у задачах класифікації зображень, однак потребує якісного попереднього формування ознак, що ускладнює його використання для аналізу текстильних структур [38]. Метод Random Forest є більш стійким до шуму та

може працювати із різними типами ознак, проте також має обмеження при аналізі складних текстурних характеристик тканин [39].

На відміну від класичних алгоритмів, згорткові нейронні мережі забезпечують автоматичне виділення інформативних ознак без необхідності ручного конструювання характеристик зображення. Це є особливо важливим у задачах аналізу текстильних матеріалів, де структура тканини може містити значну кількість дрібних деталей, переплетень волокон та неоднорідних текстурних елементів. Використання CNN дозволяє моделі самостійно формувати ієрархію ознак у процесі навчання та ефективно адаптуватися до складних особливостей мікрозображень тканин.

Для додаткового оцінювання ефективності моделі використовувалися метрики Accuracy, Precision, Recall та F1-score [40], а також матрицю помилок класифікації. Аналіз отриманих результатів дозволяє оцінити здатність моделі до узагальнення даних, виявити особливості класифікації окремих класів та визначити рівень ефективності розробленого підходу. Результати класифікації на тестовій вибірці наведено у таблиці 3.3.

Таблиця 3.3 – Результати класифікації на тестовій вибірці

Клас	Precision	Recall	F1-score	Кількість зображень
<i>30–50 %</i>	0.89	0.84	0.86	38
<i>50–70 %</i>	0.85	0.90	0.88	39
<i>70–100 %</i>	1.00	1.00	1.00	39
<i>Accuracy</i>	–	–	0.91	116
<i>Macro avg</i>	0.91	0.91	0.91	116
<i>Weighted avg</i>	0.91	0.91	0.91	116

Оскільки рекомендація щодо способу вторинної переробки формується детерміновано на основі прогнозованого класу вмісту синтетичних волокон, частка правильно сформованих рекомендацій безпосередньо залежить від точності класифікації текстильного матеріалу. За результатами тестування на тестовій вибірці загальна точність класифікації становить 0,91, тому частка

коректно сформованих рекомендацій щодо способу вторинної переробки також становить 0,91 за умови відповідності прогнозованого класу еталонній мітці матеріалу.

Відповідно до отриманих результатів, загальна точність класифікації моделі становить 91%, що свідчить про високу ефективність використання згорткових нейронних мереж для задачі аналізу текстильних матеріалів. Найкращі результати було отримано для класу 70-100%, для якого значення Precision, Recall та F1-score становлять 1.00. Це свідчить про те, що модель повністю коректно класифікувала всі зображення тканин із високим вмістом синтетичних волокон.

Для класів 30-50% та 50-70% значення метрик є дещо нижчими. Такий результат може пояснюватися схожістю текстурних та структурних характеристик тканин із близьким вмістом синтетичних волокон. Незважаючи на це, модель демонструє достатньо високі показники класифікації і для цих класів, що підтверджує здатність нейронної мережі виділяти інформативні ознаки текстильних матеріалів.

Для детальнішого аналізу якості класифікації було побудовано матрицю помилок, наведену на рисунку 3.8.

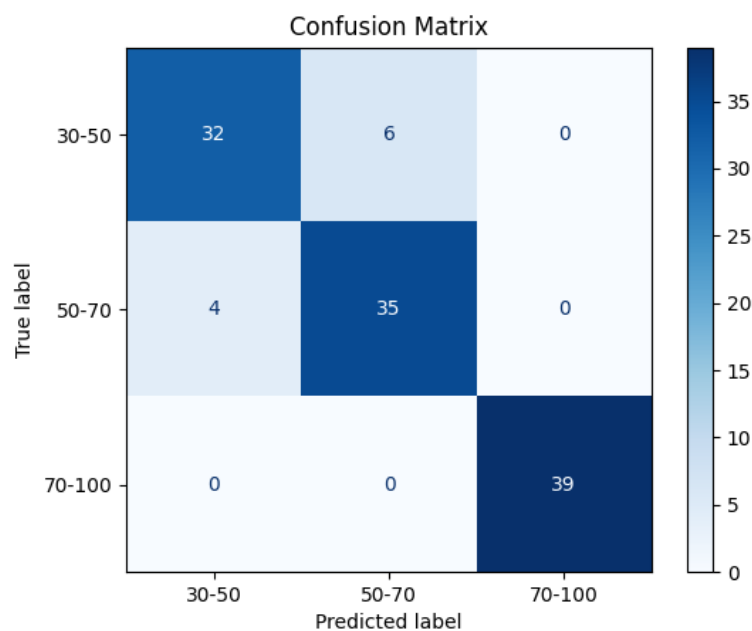


Рисунок 3.8 – Матриця помилок класифікації текстильних матеріалів

Матриця помилок дозволяє детально оцінити кількість правильних та помилкових класифікацій для кожного класу. Відповідно до результатів, модель найбільш точно класифікує зображення класу 70-100%, для якого не було зафіксовано жодної помилки класифікації. Усі 39 зображень цього класу були визначені правильно.

Найбільша кількість помилок спостерігається між класами 30-50% та 50-70%. Зокрема, частина зображень класу 30-50% була віднесена моделлю до класу 50-70% та навпаки. Такий результат є логічним, оскільки тканини із близьким вмістом синтетичних волокон можуть мати подібні текстурні характеристики та структуру переплетення волокон, що ускладнює їх розмежування навіть для нейромережевої моделі.

Отримані результати підтверджують ефективність використання згорткових нейронних мереж для задачі автоматизованої класифікації текстильних матеріалів. Модель демонструє високу точність класифікації та здатність коректно аналізувати мікроструктуру тканин. Особливо важливим є те, що система може автоматично визначати діапазон вмісту синтетичних волокон та формувати рекомендації щодо подальшої вторинної переробки текстильного матеріалу.

3.4 Обговорення обмежень методу та напрямки вдосконалення

Незважаючи на отримані результати класифікації та достатньо високу точність роботи моделі, запропонований метод має певні обмеження, які можуть впливати на ефективність автоматизованого аналізу текстильних матеріалів. Основні обмеження пов'язані з особливостями набору даних, складністю текстурних характеристик тканин, а також специфікою роботи згорткових нейронних мереж у задачах аналізу зображень.

Одним із головних обмежень є відносно невеликий обсяг набору даних. У межах дослідження використовувався датасет, що містить 756 мікрозображень текстильних матеріалів, поділених на три класи за діапазоном вмісту

синтетичних волокон. Незважаючи на збалансований розподіл класів, така кількість даних може бути недостатньою для формування максимально стійкої нейромережевої моделі, здатної ефективно узагальнювати результати для великої кількості різних типів тканин. Зі збільшенням обсягу даних та різноманітності текстильних структур якість класифікації потенційно може бути покращена.

Додатковим обмеженням є схожість текстурних та структурних характеристик тканин із близьким вмістом синтетичних волокон. Це підтверджується результатами матриці помилок, де найбільша кількість неправильних класифікацій спостерігалася між класами 30-50% та 50-70%. У деяких випадках навіть незначні зміни структури переплетення волокон, освітлення або масштабу зображення можуть впливати на результат класифікації та ускладнювати процес розмежування схожих класів.

Також слід враховувати, що модель навчалася на зображеннях із певними умовами отримання мікрознімків. У реальних умовах якість та характеристики зображень можуть суттєво відрізнятися залежно від типу обладнання, параметрів освітлення, масштабу збільшення або рівня шуму на зображенні. Це може впливати на здатність моделі коректно працювати з новими даними, які відрізняються від зображень, використаних під час навчання.

Окремим обмеженням є використання лише одного типу нейромережевої архітектури. У межах роботи застосовувалася згортова нейронна мережа, однак для задач класифікації текстильних матеріалів можуть також використовуватися інші сучасні архітектури глибокого навчання, зокрема ResNet, DenseNet або Vision Transformer. Використання альтернативних моделей дозволило б провести більш детальне порівняння ефективності різних підходів до аналізу текстильних зображень.

Крім того, у роботі класифікація здійснювалася лише за трьома діапазонами вмісту синтетичних волокон. У реальних виробничих умовах може виникати необхідність визначення точнішого процентного співвідношення волокон або класифікації за конкретними типами матеріалів, наприклад бавовна,

поліестер, нейлон чи змішані тканини. Це потребує створення більш детальних наборів даних та використання складніших підходів до аналізу текстильних структур.

Перспективним напрямом подальшого вдосконалення системи є збільшення обсягу набору даних та використання більш різноманітних мікрозображень текстильних матеріалів. Це дозволить покращити здатність моделі до узагальнення результатів та підвищити стійкість до змін умов отримання зображень. Також перспективним є використання додаткових методів аугментації зображень, що дозволяють моделювати різні умови освітлення, масштабу та орієнтації тканини.

Ще одним напрямом розвитку є вдосконалення вебзастосунку та розширення його функціональних можливостей. Зокрема, система може бути доповнена модулем автоматичного завантаження зображень із цифрового мікроскопа, підтримкою пакетного аналізу декількох зображень одночасно, а також розширеною системою збереження статистики та історії класифікацій. Перспективним також є впровадження хмарного зберігання результатів аналізу та інтеграція системи із платформами автоматизованого сортування текстильних відходів.

Таким чином, незважаючи на наявні обмеження, результати дослідження підтверджують перспективність використання згорткових нейронних мереж для задач автоматизованої класифікації текстильних матеріалів. Подальший розвиток запропонованого підходу може сприяти створенню більш точних та універсальних інтелектуальних систем аналізу текстильних матеріалів і підтримки процесів вторинної переробки текстильних відходів.

Загальні висновки

Метою кваліфікаційної роботи було підвищення точності автоматизованого формування рекомендацій щодо способу вторинної переробки текстильних матеріалів за мікробображеннями шляхом розроблення нейромережевого методу класифікації їх мікроструктурних ознак із використанням технологій глибокого навчання.

У межах роботи було проведено дослідження предметної області класифікації текстильних матеріалів за візуальними характеристиками та виконано аналіз сучасних методів комп'ютерного зору і згорткових нейронних мереж. На основі проведеного аналізу було розроблено метод класифікації текстильних матеріалів за мікробображеннями засобами глибокого навчання для вибору способу вторинної переробки. Для реалізації розробленого методу було спроектовано архітектуру інтелектуальної системи та виконано її програмну реалізацію із використанням мови програмування Python та бібліотек PyTorch, Torchvision, Pillow, Pandas, Matplotlib і SQLite. Також було виконано підготовку набору даних, навчання нейронної мережі.

Результатом роботи стала розробка системи для аналізу мікробображень тканин, визначення вмісту синтетичних волокон та формування рекомендацій щодо вторинної переробки текстильних матеріалів. Під час експериментального дослідження розроблений метод продемонстрував високі результати класифікації, що підтвердило ефективність використання згорткових нейронних мереж для аналізу мікробображень тканин. Практичне значення роботи полягає у можливості автоматизації аналізу та сортування текстильних матеріалів у процесах вторинної переробки текстильних відходів.

Отже, поставлену мету роботи досягнуто: розроблений нейромережевий метод забезпечив автоматизовану класифікацію текстильних матеріалів за мікробображеннями з точністю 0.91 та дав змогу формувати рекомендації щодо способу вторинної переробки на основі визначеного вмісту синтетичних волокон.

Перелік посилань

1. Романюк Є. О., Скідан В. В., Курушкіна А. В., Музиченко М. А. Повторне використання та переробка текстилю. *KNUTD*. 2023. URL: https://test.knutd.edu.ua/bitstream/123456789/26270/1/OSM_2023_%D0%A0241-244.pdf (дата звернення: 18.02.2026).
2. Курушкіна А.В., Скідан В.В., Романюк Є.О. Аналіз можливостей переробки текстильних матеріалів в Україні. *KNUTD*. 2023. С. 96–98. URL: https://er.knutd.edu.ua/bitstream/123456789/23529/1/EMISN_2023_P096-098.pdf (дата звернення: 18.02.2026).
3. Романюк Є. О., Курушкіна А. В. Сучасний стан і перспективи розвитку повторної переробки та використання текстильної продукції в Україні. *Індустрія моди. Fashion Industry*. 2024. № 2. С. 38-46. URL: <https://doi.org/10.30857/2706-5898.2024.2.2> (дата звернення 18.02.2026).
4. Іщук Т., Іванішена Т. Напрямки використання вторинної сировини у легкій промисловості. *Вісник Хмельницького національного університету. Технічні науки*. 2025. № 2 (349). С. 166-168. URL: <https://elar.khmnu.edu.ua/server/api/core/bitstreams/50ac3c1a-9ad8-491b-a3f8-e7f216eda0f5/content> (дата звернення: 18.02.2026).
5. Ustenko T., Derkach T. M. Designer products from textile waste: creation & sale. *Збірник матеріалів III Міжнародної науково-практичної конференції текстильних та фешн технологій KyivTex&Fashion*. Київ : КНУТД, 2019. С. 88-91. URL: <https://er.knutd.edu.ua/handle/123456789/14775> (дата звернення: 18.02.2026).
6. Ресайклінг, апсайклінг і фрісайклінг: суть методів переробки та різниця між ними. *Сайт Сумського національного аграрного університету*. 2022. URL: <https://jm.snau.edu.ua/2022/11/07/resajkling-apsajkling-i-frisajkling-sut-metodiv-pererobki-ta-riznicja-mizh-nimi/> (дата звернення: 18.02.2026).
7. Шандренко О. М., Походенко К. Р. Аналіз ієрархії поведінки споживачів із текстильними відходами в Україні у контексті сталої моди.

Україна у світових глобалізаційних процесах: культура, економіка, суспільство : тези доповідей Міжнар. наук.-практ. конф., Київ, 23–24 березня 2022 р. Київ : Вид. центр КНУКіМ, 2022. Част. 3. С. 88-91. URL: <https://surl.li/hbedpx> (дата звернення: 18.02.2026).

8. Продіус О. І., Денкова М. І. Сучасні технології вторинної переробки сировини та відходів. *Сучасний менеджмент економічних систем в координатах парадигми сталого розвитку : матеріали V Міжнар. наук.-практ. конф.*, 2023. Одеса : Національний університет «Одеська політехніка», 2023. С. 65-67. URL: https://economics.net.ua/files/science/suchasnyu_men/2023/SM_2023.pdf#page=65 (дата звернення: 18.02.2026).

9. Білявський О. Вплив процесів цифровізації на сферу переробки відходів та можливості їх інтеграції. *Збірник наукових праць Київського національного економічного університету імені Вадима Гетьмана*. 2024. URL: <https://ir.kneu.edu.ua/server/api/core/bitstreams/bc4ee00c-a4af-4825-a193-230b046c404a/content> (дата звернення: 20.02.2026).

10. Цифровізація (Діджиталізація) – це що таке, визначення. *termin.in.ua*. 2023. URL: <https://termin.in.ua/tsyfrovizatsiia-didzhytalizatsiia/> (дата звернення: 20.02.2026).

11. Моторний А. П., Кабачій В. В. Автоматизація підприємств переробки побутових відходів: світовий досвід та перспективи для України. *Вісник Вінницького національного технічного університету*. 2025. № 4 (181). С. 8-16. DOI: <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2025-181-4-8-16> (дата звернення: 20.02.2026).

12. Зінченко О. В., Звенігородський О. С., Кисіль Т. М. Згорткові нейронні мережі для вирішення задач комп'ютерного зору. *Зв'язок*. 2022. № 2. С. 11-14. URL: <https://doi.org/10.31673/2412-4338.2022.020411> (дата звернення: 20.02.2026).

13. Матаєнко В.О., Крилицький В.В. Штучні нейронні мережі для задач розпізнавання зображень. *Інтелектуальні комп'ютерні системи та мережі :*

збірник праць VIII Науково-практичної конференції молодих вчених і студентів, 5 грудня 2023 р. Тернопіль : Західноукраїнський національний університет, 2023. С. 17. URL: https://ki.wunu.edu.ua/conference/archive/2023_2.pdf (дата звернення: 20.02.2026).

14. Щуліпенко В. Є. Економічні важелі регулювання споживання сировинних ресурсів у сфері поводження з відходами. *The current state of the organization of scientific activity in the world : abstracts of XXIII International Scientific and Practical Conference*, June 10-12, 2024. Madrid, Spain : European Conference, 2024. С. 524-524. URL:<https://dspace.udpu.edu.ua/bitstream/123456789/17592/1/THE-CURRENT-STATE-OF-THE-ORGANIZATION-OF-SCIENTIFIC-ACTIVITY-IN-THE-WORLD-1-579.pdf> (дата звернення: 20.02.2026).

15. Придятько Д. Р. Огляд методів розпізнавання об'єктів за допомогою систем технічного зору. *Automation and Development of Electronic Devices : матеріали конференції ADED-2023*. Харків : Харківський національний університет радіоелектроніки, 2023. Ч. 2. С. 7-10. URL: <https://openarchive.nure.ua/server/api/core/bitstreams/6164e15d-034c-4624-b311-68ccfbbfc426/content> (дата звернення: 20.02.2026).

16. Iosifov I., Sokolov V. Y. Методи аналізу природної мови та застосування нейронних мереж в кібербезпеці. *Кібербезпека: освіта, наука, техніка*. 2024. Т. 4, № 24. С. 398-414. URL: <https://elibrary.kubg.edu.ua/id/eprint/50203/> (дата звернення: 20.02.2026).

17. Gorishnia K., Holovashenko I., Kobziev V. Software System for the Analysis of Medical Tomographic Images Using SVM. *Information Technology and Computer Modelling*. 2025. Р. 3-4. URL: <https://journal.comp-sc.if.ua/test/index.php/ITCM/article/view/705> (дата звернення: 20.02.2026).

18. Артимович А. Сортування сміття як формування екологічної свідомості українців. *Державотворення та правотворення в контексті євроінтеграції : збірник тез доповідей учасників VIII Всеукраїнського круглого столу*, 08 грудня 2022 р. Львів : Львівський державний університет внутрішніх

справ, 2022. С. 8-9. URL: https://dspace.lvduvs.edu.ua/bitstream/1234567890/5091/1/08_12_2022.pdf (дата звернення: 21.02.2026).

19. AI Fabric Identifier. *Precisioncounter*. URL: <https://precisioncounter.com/tools/ai-fabric-identifier>

20. AI Fabric Identifier - Identify Fabric Types & Textiles. *aitwo.co*. URL: <https://aitwo.co/ai-tools/ai-identifier/fabric-identifier>

21. Fabric and Textile Identifier. *Angel App Publishing Ltd*. URL: <https://apps.apple.com/ua/app/fabric-and-textile-identifier/id6757406950?l=uk>

22. Artificial Intelligence Textile Defect Detection Using Artificial Intelligence and Computer Vision—A Preliminary Deep Learning Approach. *Electronics*. 2025. V. 14, № 18. URL: <https://doi.org/10.3390/electronics14183692> (дата звернення: 07.05.2026).

23. Karmali I. M., Valilai O. F. Exploring the Role of Artificial Intelligence for Pattern Recognition of Textile Sorting and Recycling for Circular Economy. *Procedia Computer Science*. 2025. V. 253. P. 346–356. URL: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2025.01.097> (дата звернення: 07.05.2026).

24. Textile Recycling and Classification Using Artificial Intelligence Techniques. *Textile Progress*. 2024. URL: <https://doi.org/10.1080/00405000.2024.2426257> (дата звернення: 07.05.2026).

25. Залуцька О. О., Мазурець О. В. Нейромережева технологія аналізу макроструктури тканин для інтелектуальних виробничих систем легкої промисловості. *Інформаційні технології і автоматизація* : матеріали XVIII міжнар. наук.-практ. конф., 30–31 жовтня 2025 р. Одеса : ОНТУ, 2025. С. 941–943. URL: <https://elar.khmnu.edu.ua/handle/123456789/19866> (дата звернення: 07.05.2026).

26. Ali H., Shifa N., Benlamri R., Farooque A. A., Yaqub R. A fine tuned EfficientNet-B0 convolutional neural network for accurate and efficient classification of apple leaf diseases. *Scientific Reports*. 2025. V. 15, № 1. P. 25732. URL: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-04479-2> (дата звернення: 10.05.2026).

27. Zalutka O. Fabric Fiber Composition Micro-Image Dataset. *Kaggle*. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/olyarnncnn/fabric-fiber-composition-micro-image-dataset> (дата звернення: 10.05.2026).
28. Obi J. C. A comparative study of several classification metrics and their performances on data. *World Journal of Advanced Engineering Technology and Sciences*. 2023. V. 8, № 1. P. 308–314. URL: <https://doi.org/10.30574/wjaets.2023.8.1.0054> (дата звернення: 12.05.2026).
29. Xueshen Li, Yong Zhu. A real-time and accurate convolutional neural network for fabric defect detection - Complex & Intelligent Systems. *SpringerLink*. URL: <https://doi.org/10.1007/s40747-023-01317-8> (дата звернення: 12.05.2026).
30. Humphrey A. et al. Machine-learning classification of astronomical sources: estimating F1-score in the absence of ground truth. *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society: Letters*. 2022. V. 517, № 1. P. L116–L120. URL: <https://doi.org/10.1093/mnrasl/slac120> (дата звернення: 12.05.2026).
31. Richardson E., Trevizani R., Greenbaum J. A., Carter H., Nielsen M., Peters B. Pattern: a machine learning framework for textile design and analysis. *Patterns*. 2024. V. 5, № 5. P. 100994. URL: <https://doi.org/10.1016/j.patter.2024.100994> (дата звернення: 15.05.2026).
32. Patil H., Mahandule V., Gunjal A. Python in the Evolution of AI: A Comparative Study of Emerging Technologies. *ResearchGate*, 2025. URL: https://www.researchgate.net/publication/392334508_Python_in_the_Evolution_of_AI_A_Comparative_Study_of_Emerging_Technologies (дата звернення: 15.05.2026).
33. Ba Alawi Z. A Comparative Survey of PyTorch vs TensorFlow for Deep Learning: Usability, Performance, and Deployment Trade-offs. *arXiv*, 2025. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2508.04035> (дата звернення: 15.05.2026).
34. PyTorch Contributors. Torchvision.transforms. PyTorch Documentation. URL: <https://docs.pytorch.org/vision/main/transforms> (дата звернення: 15.05.2026).
35. Robinson M., Ghosh S., Qian F., Du C., Vallati M., Goswami P. Recent Development on Sorting of Textiles Waste by Fibre Type for Recycling: A Mini

Review. *Textiles*. 2026. Т. 6, № 1. С. 28. URL: <https://doi.org/10.3390/textiles6010028> (дата звернення: 17.05.2026).

36. Wilson O., Schoeman D., Bradley A., Clemente C. Practical guidelines for validation of supervised machine learning models in accelerometer-based animal behaviour classification. *Journal of Animal Ecology*. 2025. Т. 94, № 7. С. 1322–1334. URL: <https://doi.org/10.1111/1365-2656.70054> (дата звернення: 17.05.2026).

37. Кавецький М. С., Сєверінов О. В., Гвоздьов Р. Ю., Смірнов А. О. Використання машинного навчання для класифікації атак типу DOS/DDOS. *Радіотехніка : всеукр. міжвід. наук.-техн. зб.* 2024. Вип. 217. С. 55–63. URL: <https://openarchive.nure.ua/handle/document/31508> (дата звернення: 20.05.2026).

38. Support Vector Machines. *scikit-learn*. URL: <https://scikit-learn.org/stable/modules/svm.html> (дата звернення: 20.05.2026).

39. Гулієв Н. Б., Назаров О. С. Дослідження методів налаштувань гіперпараметрів для реалізації алгоритму випадковий ліс на основі медичних та психологічних даних. *Біоніка інтелекту*. 2025. № 2(103). С. 40–46. URL: <https://openarchive.nure.ua/handle/document/34024> (дата звернення: 20.05.2026).

40. Rainio O., Teuvo J., Klén R. Evaluation metrics and statistical tests for machine learning. *Scientific Reports*. 2024. V. 14, № 1. URL: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-56706-x> (дата звернення: 20.05.2026).

ДОДАТКИ

Додаток А

Програмні коди

Посилання на репозиторій: https://github.com/pi4pai/Zahorodnia_Recycling
(дата звернення: 22.05.2026).

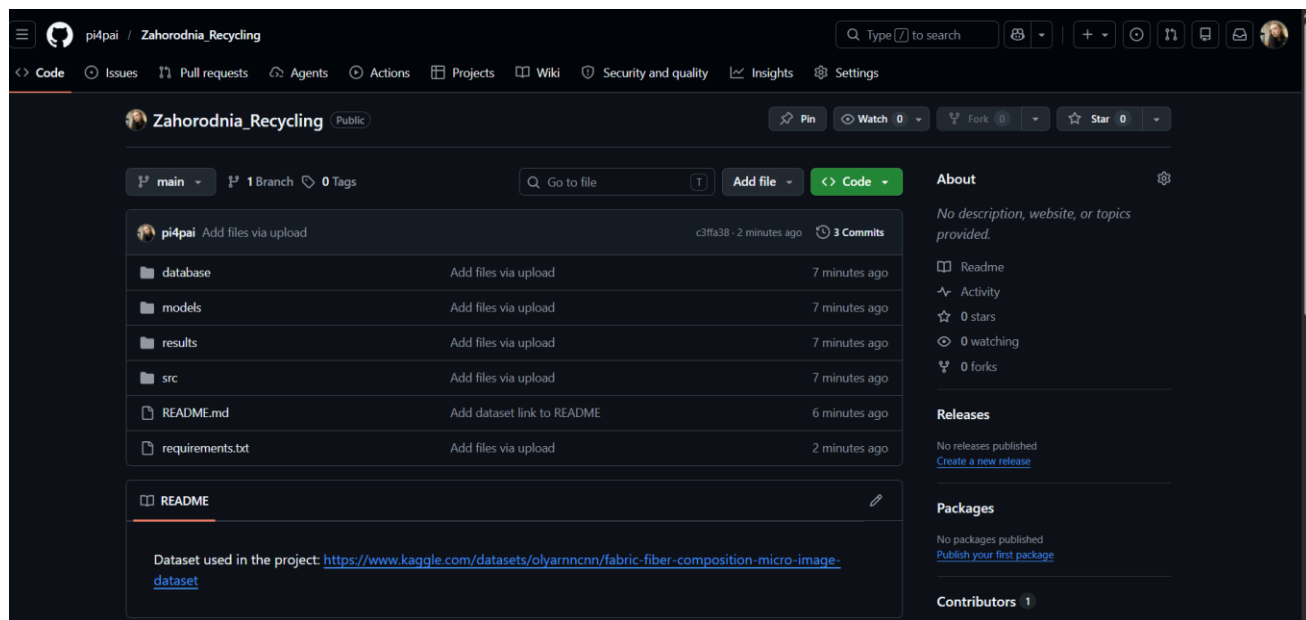


Рисунок А.1 – Сторінка репозиторію

Опис вмісту репозиторію:

– database – директорія, що містить локальну базу даних SQLite для збереження історії виконаних аналізів текстильних матеріалів.

– models – директорія, у якій розміщено файли навченої нейронної мережі EfficientNet-B0 та конфігурацію класів для класифікації текстильних матеріалів.

– results – директорія, що містить результати експериментальних досліджень, графіки навчання нейронної мережі, матрицю помилок класифікації та звіти щодо якості роботи моделі.

– src – директорія з вихідним кодом програмної системи, що містить модулі навчання нейронної мережі, класифікації мікрозображень тканин, роботи з базою даних, аналітики результатів та реалізації вебзастосунку.

– requirements.txt – файл із переліком бібліотек та залежностей, необхідних для запуску програмної системи.

– README.md – файл із посиланням на набір даних, використаний у процесі дослідження.

Додаток В

Презентаційний матеріал

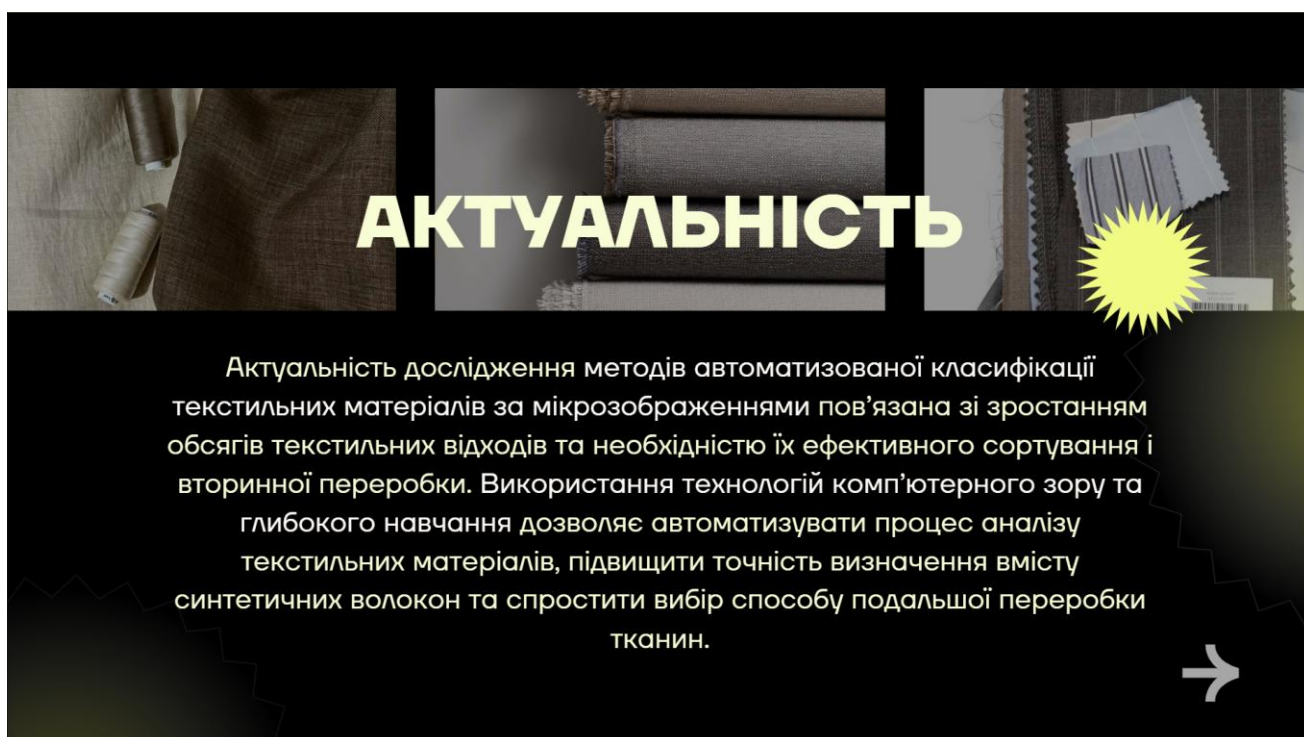


Кваліфикаційна робота бакалавра

МЕТОД КЛАСИФІКАЦІЇ ТЕКСТИЛЬНИХ МАТЕРІАЛІВ ЗА МІКРОЗОБРАЖЕННЯМИ ЗАСОБАМИ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ВИБОРУ СПОСОБУ ВТОРИННОЇ ПЕРЕРОБКИ

Виконала:
Студентка групи КН-22-1
Анастасія ЗАГОРОДНЯ

Керівник:
доктор філософії з КН,
ст. викладач
Марина МОЛЧАНОВА



АКТУАЛЬНІСТЬ

Актуальність дослідження методів автоматизованої класифікації текстильних матеріалів за мікрозображеннями пов'язана зі зростанням обсягів текстильних відходів та необхідністю їх ефективного сортування і вторинної переробки. Використання технологій комп'ютерного зору та глибокого навчання дозволяє автоматизувати процес аналізу текстильних матеріалів, підвищити точність визначення вмісту синтетичних волокон та спростити вибір способу подальшої переробки тканин.

МЕТА І ЗАДАЧА

Об'єкт дослідження –

процес автоматизованого аналізу текстильних матеріалів за мікрозображеннями та формування рекомендацій щодо способу їх вторинної переробки.

Предмет дослідження –

методи та засоби глибокого навчання для автоматизованої класифікації текстильних матеріалів за мікрозображеннями.

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра –

підвищення точності автоматизованого формування рекомендацій щодо способу вторинної переробки текстильних матеріалів за мікрозображеннями шляхом розроблення неймережевого методу класифікації тканин.

Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра –

- аналіз методів класифікації текстильних матеріалів і вторинної переробки;
- дослідження методів глибокого навчання;
- підготовка набору мікрозображень тканин;
- розробка неймережевого методу класифікації;
- створення програмної системи;
- дослідження ефективності розробленого методу.



Вхідні дані:

- цифрове RGB-зображення текстильного матеріалу: x ;
- навчена модель EfficientNet-B0: M ;
- множина класів: $C = \{30-50\%, 50-70\%, 70-100\%\}$;
- вагові коефіцієнти моделі: W ;
- база рекомендацій щодо вторинної переробки: R .

Крок 1 – Попередня обробка зображення: $x \rightarrow x'$, де $x' \in \mathbb{R}^{3 \times 224 \times 224}$
масштабування, нормалізація; перетворення у тензор.

Крок 2 – Передача зображення до нейронної мережі та автоматичне виділення ознак тканини: $F = \varphi(x')$, де F – множина текстурних і структурних ознак.

Крок 3 – Формування вектору оцінок класів: $z = (z_1, z_2, z_3)$, де z_1, z_2, z_3 – оцінки для класів.

Крок 4 – Обчислення ймовірностей класів та визначення прогнозованого класу:
де $\hat{y} \in C$.

$$p_i = \frac{e^{z_i}}{\sum e^{z_i}} \quad \hat{y} = \arg \max(p_i),$$

Крок 5 – Формування рекомендації щодо способу вторинної переробки:
 $r = R(\hat{y})$, де r – рекомендований спосіб переробки.

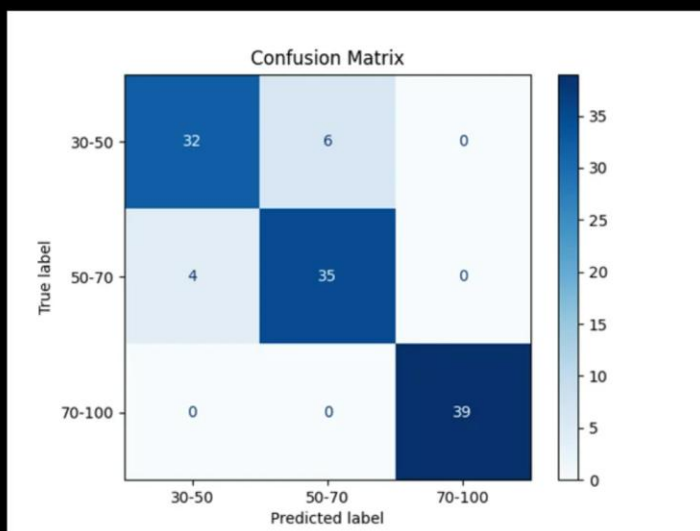
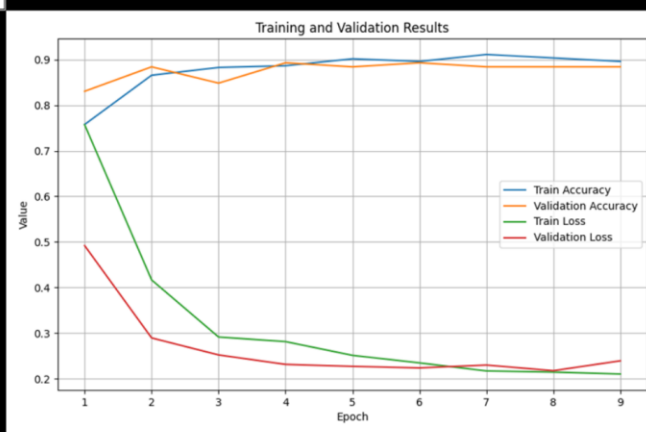
Вихідні дані:

- визначений клас текстильного матеріалу: \hat{y} ;
- ймовірності належності до класів: $p = (p^1, p^2, p^3)$;
- рівень впевненості моделі: $\max(p_i)$;
- рекомендований спосіб вторинної переробки: r .

Схема використання навченої неймережі для розв'язання задачі

Epoch	Train Loss	Train Accuracy	Val Loss	Val Accuracy
1	0.7570	0.7576	0.4920	0.8304
2	0.4169	0.8655	0.2897	0.8839
3	0.2917	0.8826	0.2525	0.8482
4	0.2817	0.8864	0.2317	0.8929
5	0.2515	0.9015	0.2274	0.8839
6	0.2350	0.8958	0.2241	0.8929
7	0.2174	0.9110	0.2241	0.8839
8	0.2149	0.9034	0.2241	0.8839
9	0.2106	0.8958	0.2396	0.8839

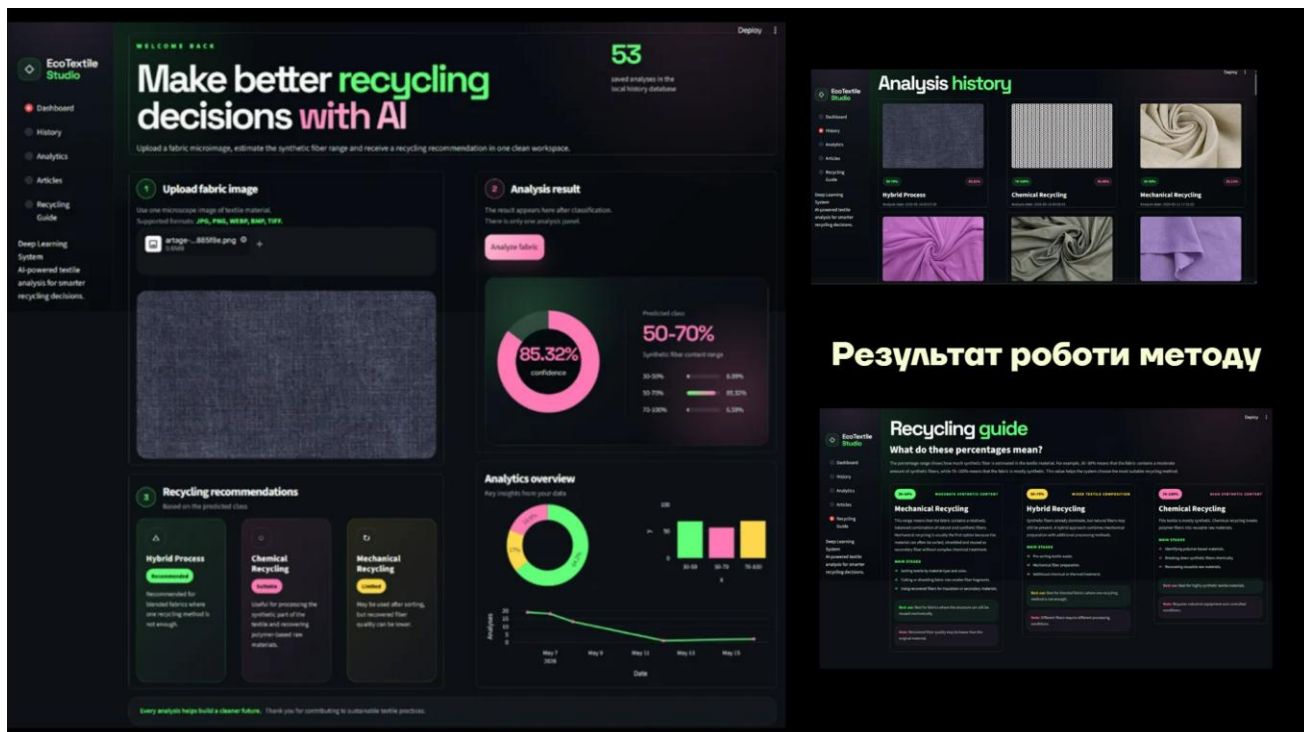
**Динаміка зміни показників
Ассурасу та Loss у процесі
навчання моделі**



**Матриця помилок класифікації
текстильних матеріалів**

**Найкращі результати отримано для
класу 70–100 %, який було
класифіковано без помилок.**

**Основні помилки виникали між
класами 30–50 % та 50–70 % через
схожість текстур тканин.**



ВИСНОВКИ



У результаті виконання кваліфікаційної роботи було розроблено метод класифікації текстильних матеріалів за мікробображеннями із використанням технологій глибокого навчання та створено вебзастосунок для автоматизованого аналізу тканин.

Проведене експериментальне дослідження підтвердило ефективність використання згорткових нейронних мереж для визначення вмісту синтетичних волокон і формування рекомендацій щодо способу вторинної переробки текстильних матеріалів.

Розроблена система може бути використана для автоматизації процесів аналізу та сортування текстильних відходів.



Thu Jun 18 17:42:37 EEST 2026, Петровський Сергій Степанович, Хмельницький національний університет, ХНУ

Anti-Plagiarism (http://ap.km.ua) v-16.718

Максимальне співпадіння з одним документом 3.0%

Словники перевірки: UA, US, RU. **Помилоч в документах: 11%**

ID: 275967 Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод класифікації текстильних матеріалів за мікробразженнями засобами глибокого навчання для вибору способу вторинної переробки Додано в БД: 2026-06-18 Автора: Анастасія ЗАГОРОДНЯ Керівники: Марина МОЛЧАНОВА Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	82855	599	4683 (6%)	58 (10%)

Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

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: Анастасія ЗАГОРОДНЯ

Співавтор:

Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод класифікації текстильних матеріалів за мікробразженнями засобами глибокого навчання для вибору способу вторинної переробки

Науковий керівник: Марина МОЛЧАНОВА, Ph.D., ст. викл. каф. КН

Підрозділ: Кафедра комп'ютерних наук

Коефіцієнт подібності 1: 10.33%

Коефіцієнт подібності 2: 3.65%

Мікропробіли: 0

Заміна букв: 7

Інтервали: 0

Білі знаки: 7

Дата створення звіту: 2026-06-17 21:47:15.0

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:

2026-06-18

Дата

експерт

Петровський С.Р.

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Метод класифікації текстильних матеріалів за мікрозображеннями засобами глибокого навчання для вибору способу вторинної переробки

Автор студентка групи КН-22-1 Загородня Анастасія Володимирівна

Освітня програма Комп'ютерні науки

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Науковий керівник: ст. викладач каф. КН, д-р філософії з комп. наук Марина МОЛЧАНОВА

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 укриття 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 Анастасії Загородньої, 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.

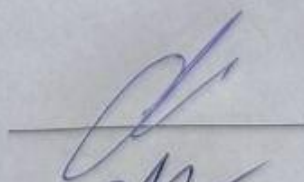
Обсяг запозичень, визначений системами виявлення збігів/ідентичності/схожості:

- за системою Anti-Plagiarism: 3%;

- за системою StrikePlagiarism КПІ: 10.33%.

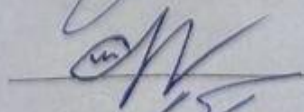
18.06.2025

Завідувач кафедри



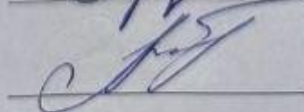
Олександр БАРМАК

Гарант освітньої програми



Олександр МАЗУРЕЦЬ

Керівник кваліфікаційної роботи



Марина МОЛЧАНОВА



**ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА
на кваліфікаційну роботу бакалавра**

студентки гр. КН-22-1 Загородньої Анастасії Володимирівни
за темою Метод класифікації текстильних матеріалів за мікрозображеннями засобами
глибокого навчання для вибору способу вторинної переробки

1. Актуальність теми

Тема роботи є актуальною, оскільки поєднує сучасні методи комп'ютерного зору
з практичними завданнями вторинної переробки текстилю та ресурсозбереження.
Автоматизована класифікація матеріалів за мікрозображеннями може сприяти
підвищенню швидкості й об'єктивності вибору способу їх подальшої переробки. Робота
має виражену практичну спрямованість і передбачає не лише аналіз проблеми, а й
розроблення та перевірку відповідного методу.

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

Робота відповідає предметній області спеціальності 122 «Комп'ютерні науки».
У роботі виконано постановку задачі, аналіз фахових джерел, підготовку
мікрозображень текстильних матеріалів, вибір методу глибокого навчання, програмну
реалізацію та оцінювання отриманих результатів. Поєднання теоретичної й практичної
складових підтверджує відповідність роботи компетентностям бакалавра з
комп'ютерних наук.

3. Професійні та особистісні якості бакалавра

Під час виконання роботи студентка продемонструвала достатній рівень
фахової підготовки, відповідальність і наполегливість. Вона вміє працювати з науковими
джерелами, аналізувати дані та приймати обґрунтовані технічні рішення. Студентка
уважно ставилася до рекомендацій керівника та послідовно вдосконалювала теоретичну
і практичну частини роботи.

4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

Основні результати роботи отримано студенткою самостійно. Нею виконано
аналіз предметної області, підготовку даних, вибір і реалізацію методу, проведення
експериментів та формулювання висновків. Консультації керівника мали переважно
спрямувальний характер і стосувалися структури роботи, уточнення методики та
інтерпретації окремих результатів.

5. Ступінь оволодіння методами дослідження

Студентка продемонструвала належне володіння методами наукового дослідження – від аналізу джерел і підготовки вхідних даних до розроблення алгоритмічної частини та експериментальної перевірки. Використані методи комп'ютерного зору й глибокого навчання є доречними для поставленої задачі. Важливо, що вибір інструментів і моделей у роботі належно обґрунтовано.

6. Повнота та якість розкриття теми роботи

Тему кваліфікаційної роботи розкрито послідовно та достатньо повно. У роботі наведено аналіз предметної області, описано запропонований метод, підготовку мікрозображень, програмну реалізацію та результати експериментальної перевірки. Теоретична і практична частини логічно пов'язані між собою, що дозволяє оцінювати дослідження як цілісне та завершене.

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

Матеріал викладено логічно, послідовно та зрозуміло. Термінологію використано коректно, а основні положення підтверджено результатами практичної частини. Структура роботи дозволяє простежити шлях від постановки задачі та аналізу підходів до розроблення методу й оцінювання його ефективності. Літературна грамотність і культура академічного викладення є належними.

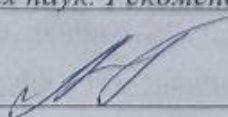
8. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи бакалавра, окремих її частин

Розроблений метод має практичний потенціал для використання у системах автоматизованої класифікації та сортування текстильних матеріалів. Програмний прототип може бути основою для подальшого розширення набору класів, проведення нових експериментів та інтеграції у спеціалізовані системи вторинної переробки. Окремі компоненти роботи також можуть використовуватися у навчальних і дослідницьких проєктах.

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

Студентка продемонструвала достатній рівень теоретичної й практичної підготовки, самостійність та здатність розв'язувати прикладні задачі засобами комп'ютерних наук. Рекомендована оцінка – « *Відмінно* ».

Керівник



ст. викладач каф. КН, д-р філософії Марина МОЛЧАНОВА



РЕЦЕНЗІЯ

на кваліфікаційну роботу бакалавра

студентки *гр. КН-22-1 Загородньої Анастасії Володимирівни*
за темою: Метод класифікації текстильних матеріалів за мікрозображеннями засобами глибокого навчання для вибору способу вторинної переробки

1. Актуальність обраної теми

Тема роботи є актуальною у контексті розвитку технологій вторинної переробки текстилю, ресурсозбереження та автоматизації виробничих процесів. Класифікація текстильних матеріалів за мікрозображеннями потребує використання стійких методів комп'ютерного зору, оскільки ручний аналіз є трудомістким і залежить від суб'єктивної оцінки фахівця. Застосування засобів глибокого навчання для розв'язання цієї задачі є обґрунтованим і відповідає сучасним напрямкам розвитку комп'ютерних наук.

2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

Мету та завдання роботи сформульовано чітко й розкрито послідовно. Студентка виконала аналіз предметної області, обґрунтувала вибір методів, розробила підхід до класифікації текстильних матеріалів і реалізувала відповідний програмний засіб. Теоретична та практична частини роботи взаємопов'язані, а виконання поставлених завдань забезпечило досягнення визначеної мети.

3. Зміст кожного розділу роботи

У першому розділі досліджено предметну область, особливості текстильних матеріалів, підходи до їх вторинної переробки та сучасні методи класифікації зображень. Другий розділ присвячено розробленню методу: описано підготовку мікрозображень, виділення інформативних ознак, архітектуру моделі глибокого навчання та метрики оцінювання. У третьому розділі наведено програмну реалізацію системи й результати експериментального дослідження.

4. Оцінка розробленої інформаційної системи, її практична цінність

Розроблена система забезпечує автоматизовану класифікацію текстильних матеріалів за їх мікрозображеннями та може використовуватися для підтримки вибору способу вторинної переробки. Практична цінність роботи полягає у зменшенні обсягу ручного аналізу, підвищенні швидкості обробки даних і забезпеченні більш стабільного прийняття рішень. Запропонований метод може бути розширений новими класами матеріалів, додатковими даними та інтегрований у спеціалізовані системи сортування й переробки текстилю.

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Роботу оформлено акуратно та відповідно до академічних вимог. Матеріал має логічну структуру, термінологію використано коректно, а висновки узгоджуються з поставленими завданнями й результатами дослідження. Опис прийнятих рішень і експериментів є зрозумілим та послідовним.

6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

До незначних недоліків роботи можна віднести те, що перелік скорочень і умовних позначень доцільно було б децю розширити термінами, які використовуються під час опису нейромережевої моделі та програмної реалізації. Зазначене зауваження має редакційний характер і не впливає на зміст, практичну цінність та загальну якість роботи.

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

Кваліфікаційна робота Загородньої Анастасії Володимирівни є завершеним самостійним дослідженням, у якому поєднано аналіз предметної області, розроблення методу, програмну реалізацію та експериментальну перевірку результатів. Робота відповідає спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» та встановленим вимогам до кваліфікаційних робіт бакалавра. Кваліфікаційна робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка – «визначно».

Рецензент

Губилова О.О., зав. каф. КІС

