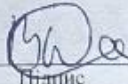



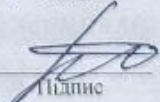
## КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

на тему Метод нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості

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

Виконав: студент групи КН-22-2  Костянтин ВОЗНИЙ  
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: асистент. каф. КН  Ольга ЗАЛУЦЬКА  
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

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

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

18 червня 2026 р.

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 нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості»

2. Завдання видано студенту Костянтину Возному  
(Ім'я, прізвище)

3. Керівник роботи асистент кафедри КН Ольга Залуцька  
(посада, ім'я, прізвище)

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

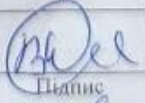
5. Дата видачі завдання студенту: «22» січня 2026 р.


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

Мета роботи – підвищення точності автоматизованого виявлення дефектної фармацевтичної продукції за зображеннями в умовах обмежених обчислювальних ресурсів шляхом розроблення відповідного нейромережевого методу. Для досягнення цієї мети необхідно: виконати дослідження предметної області для задачі виявлення дефектів медичних препаратів за візуальними ознаками; розробити метод нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості засобами, що включає механізми пояснювального аналізу для інтерпретації результатів; здійснити програмну реалізацію інтелектуальної системи ідентифікації дефектів як інструменту апробації запропонованого методу; провести дослідження ефективності розробленого методу нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості засобами з використанням створеного програмного забезпечення.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

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

Виконавець: студент групи КН-22-2  Костянтин ВОЗНИЙ  
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: асистент, каф. КН  Ольга ЗАЛУЦЬКА  
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

## Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості»

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студент групи КН-22-2 Костянтин Возний

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра: асистент кафедри КН Ольга Залуцька


Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
63	14	8	59	2

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення точності автоматизованого виявлення дефектної фармацевтичної продукції за зображеннями в умовах обмежених обчислювальних ресурсів шляхом розроблення відповідного нейромережевого методу.

Для розробки інтелектуальної системи було використано мову програмування Python, а також спеціалізовані бібліотеки TensorFlow та Keras для побудови й навчання нейромережевої моделі на основі архітектури MobileNetV2. Розроблена система призначена для використання інженерами з контролю якості, спеціалістами відділів технічного контролю фармацевтичних підприємств та технологами, які зацікавлені у підвищенні точності та швидкості моніторингу виробничих ліній.

Ключові слова: нейронні мережі, комп'ютерний зір, MobileNetV2, контроль якості, фармацевтична продукція, дефекти пігулок, класифікація зображень.

Виконавець: студент групи КН-22-2  Костянтин ВОЗНИЙ  
Група виконавця Підписе 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 .....	10
1.3 Аналіз існуючих програмних засобів та наукових рішень .....	11
1.4 Мета, задачі та вимоги до реалізації інтелектуальної системи.....	17
Розділ 2 Метод нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості.....	18
2.1 Формалізація задачі виявлення дефектів пігулок за фото .....	18
2.1.1 Математична формалізація задачі .....	18
2.1.2 Формалізація задачі виявлення дефектів пігулок за фото .....	21
2.1.3 Конфігурація нейромережі MobileNetV2.....	25
2.2 Підготовка вхідних даних для системи.....	28
2.3 Метрики оцінювання.....	32
2.4 Сценарій експериментів по валідації та тестуванню запропонованого методу .....	33
2.5 Висновки до розділу 2.....	35
Розділ 3 Експериментальне дослідження методу.....	37
3.1 Опис програмного застосунку .....	37
3.1.1 Бібліотеки та фреймворки для створення застосування .....	40
3.1.2 Проєктування діаграми класів застосування .....	41
3.1.3 Особливості використання складових інтелектуальної системи.....	42
3.2 Результати досліджень.....	45
3.3 Обмеження методу та напрямки вдосконалення.....	52
3.4 Висновки до розділу 3.....	54
Загальні висновки.....	56
Перелік посилань .....	58

**Перелік скорочень**

<b>Скорочення, термін, позначення</b>	<b>Пояснення</b>
БД	База даних
ІТ	Інформаційні технології
КН	Комп'ютерні науки
НМ	Нейронна мережа
AI	Artificial Intelligence
MS	Microsoft
CNN	Convolutional Neural Networks
XAI	Explainable AI
Grad-CAM	Gradient-weighted Class Activation Mapping
HTTP	HyperText Transfer Protocol
ReLU6	Rectified Linear Unit 6

## Вступ

**Актуальність.** Використання сучасних інформаційних технологій, зокрема методів комп'ютерного зору та глибокого навчання, створює передумови для автоматизації цього процесу та підвищення об'єктивності контролю. На сьогодні контроль якості у фармацевтичній галузі вимагає впровадження високоточних аналітичних методів, здатних мінімізувати ризики пропуску браку. Традиційний візуальний огляд не забезпечує необхідної об'єктивності, що зумовлює науковий інтерес до методів автоматизованої обробки зображень. Дослідження нейромережових методів виявлення дефектів є критично важливим, оскільки це дозволяє встановити математичні та алгоритмічні закономірності розпізнавання пошкоджень, які мають складну морфологічну структуру.

Особливого значення набуває аналіз методів «пояснювального штучного інтелекту», оскільки для фармацевтичного контролю важливо не лише отримати результат класифікації, а й дослідити причинно-наслідковий зв'язок між ознаками зображення та висновком моделі. Розробка та аналіз таких методів дозволить створити надійну теоретичну базу для автоматизації експертних рішень у системах технічного зору.

**Об'єкт дослідження** – процес нейромережового контролю якості фармацевтичної продукції на основі аналізу зображень пігулок.

**Предмет дослідження** – нейромережові методи та моделі виявлення дефектів пігулок за їх зображеннями в задачах автоматизованого контролю якості.

**Мета кваліфікаційної роботи бакалавра** полягає у підвищенні точності автоматизованого виявлення дефектної фармацевтичної продукції за зображеннями в умовах обмежених обчислювальних ресурсів шляхом розроблення відповідного нейромережового методу.

**Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра:**

– виконати дослідження предметної області для задачі виявлення дефектів медичних препаратів за візуальними ознаками;

– розробити метод нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості засобами, що включає механізми пояснювального аналізу для інтерпретації результатів;

– здійснити програмну реалізацію інтелектуальної системи ідентифікації дефектів як інструменту апробації запропонованого методу;

– провести дослідження ефективності розробленого методу нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості засобами з використанням створеного програмного забезпечення.

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

### **1.1 Аналіз інформаційних моделей**

Стрімкий розвиток інформаційних технологій зумовлює їх активне впровадження у виробничі процеси, де особливого значення набувають автоматизація, точність і надійність контролю. Застосування інтелектуальних систем та методів комп'ютерного зору відкриває нові можливості для оперативного виявлення відхилень у якості продукції та зменшення впливу людського фактору. Фармацевтична промисловість є важливою складовою системи охорони здоров'я, діяльність якої спрямована на розробку, виробництво та постачання лікарських засобів для лікування, профілактики й діагностики захворювань [1]. Галузь характеризується високим рівнем технологічності та суворими вимогами до якості продукції, що обумовлює необхідність постійного вдосконалення методів контролю виробництва [2].

Лікарські засоби випускаються у різних формах, серед яких найбільш поширеними є пігулки, капсули, порошки та розчини [3]. Провідне місце у фармацевтичному виробництві займають пігулки завдяки зручності використання, точності дозування та тривалому терміну зберігання [4].

Пігулки являють собою тверду дозовану лікарську форму, що виготовляється шляхом пресування порошків або гранул з активними фармацевтичними речовинами та допоміжними компонентами, які забезпечують необхідні фізичні й технологічні властивості препарату [5, 6].

До складу пігулок входять допоміжні речовини, зокрема наповнювачі, зв'язувальні компоненти, дезінтегранти, мастильні речовини, барвники та ароматизатори, які забезпечують необхідні технологічні та експлуатаційні властивості препарату [7]. Їх правильне поєднання впливає на стабільність та ефективність лікарського засобу [8].

Виробництво пігулок включає підготовку сировини, змішування компонентів, гранулювання, сушіння, пресування та контроль якості готової

продукції [9]. На початкових етапах здійснюється перевірка та дозування сировини, після чого забезпечується рівномірний розподіл активної речовини у суміші [10, 11].

Гранулювання покращує сипучість матеріалу та підготовлює його до подальшого пресування [12]. На етапі пресування гранульована маса під дією високого тиску набуває форми готової пігулки [13]. Для цього використовуються пігулкові преси, зокрема роторні моделі, які забезпечують високу продуктивність виробництва [14, 15].

Після формування пігулки можуть проходити додаткові технологічні операції, зокрема нанесення захисного або функціонального покриття. Покриття може виконувати різні функції, наприклад захищати активну речовину від впливу зовнішнього середовища, покращувати смакові властивості препарату або забезпечувати поступове вивільнення лікарської речовини [16].

Важливою складовою фармацевтичного виробництва є контроль якості продукції. Якість пігулок повинна відповідати встановленим фармакопейним стандартам та нормативним вимогам [17]. Контроль якості включає перевірку фізичних, хімічних та механічних характеристик продукції.

До основних параметрів, які перевіряються під час контролю якості пігулок, належать:

- маса пігулки;
- діаметр та товщина;
- твердість;
- швидкість розпадання;
- однорідність вмісту активної речовини;
- зовнішній вигляд [18].

Особливу увагу під час контролю якості приділяють зовнішньому вигляду пігулок. Наявність механічних пошкоджень або інших дефектів може свідчити про порушення технологічного процесу та впливати на ефективність засобу.

Під час виробництва пігулок можуть виникати різні дефекти, що пов'язані з неправильними параметрами технологічного процесу або зношенням обладнання. До найбільш поширених дефектів пігулок належать тріщини на поверхні, розшарування, сколи, кришіння та нерівномірна форма пігулки. Подібні дефекти можуть виникати через нерівномірне змішування компонентів, надмірний або недостатній тиск під час пресування (рисунок 1.1).



Рисунок 1.1 – Приклади дефектів фармацевтичних пігулок [19]

Під час виробництва пігулованих лікарських засобів можуть виникати різні дефекти, що пов'язані з порушенням технологічних параметрів виробництва, нерівномірним змішуванням компонентів або зношенням виробничого обладнання. Найбільш поширеними дефектами пігулок є тріщини на поверхні, сколи країв, розшарування структури пігулки, кришіння або деформація форми.

Тріщини на поверхні пігулки можуть виникати внаслідок надмірного тиску під час пресування або неправильного складу грануляту [20]. Сколи країв часто з'являються через недостатню міцність пігулки або механічні пошкодження під час транспортування. Розшарування пігулки може бути наслідком нерівномірного розподілу компонентів або неправильних умов пресування. Подібні дефекти можуть негативно впливати не лише на зовнішній вигляд продукції, але й на її фармакологічні властивості.

Для забезпечення високої якості лікарських засобів необхідно своєчасно виявляти такі дефекти та вилучати дефектну продукцію з виробничого процесу.

Одним із найважливіших критеріїв оцінювання якості пігулок є їхній зовнішній вигляд, який дозволяє визначити наявність механічних пошкоджень, деформацій або інших відхилень від встановлених стандартів [21].

Під час оцінки якості пігулок особливу увагу звертають на:

- цілісність поверхні пігулки;
- правильність геометричної форми;
- відсутність тріщин або сколів;
- рівномірність кольору;
- відсутність сторонніх включень або деформацій.

Традиційно перевірка цих параметрів здійснюється працівниками відділу контролю якості шляхом візуального огляду продукції. Проте при сучасних масштабах фармацевтичного виробництва, коли за короткий проміжок часу виготовляються сотні тисяч або навіть мільйони пігулок, ручна перевірка стає малоефективною та потребує значних витрат часу і ресурсів.

Більшість дефектів пігулок мають чітко виражені візуальні ознаки, які проявляються у вигляді тріщин, нерівностей поверхні, порушення геометричної форми або змін кольору. Це дозволяє використовувати зображення пігулок для автоматичного аналізу їхнього стану. Використання інформаційних технологій та методів комп'ютерного зору дозволяє створювати системи, здатні автоматично виявляти дефекти продукції на основі аналізу фотографій або відеозображень.

Таким чином, застосування інформаційних технологій для автоматизованого нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості є обґрунтованим і перспективним напрямом розвитку систем контролю якості у фармацевтичній промисловості. Більшість дефектів мають чіткі візуальні характеристики, що дозволяє ідентифікувати їх за допомогою алгоритмів комп'ютерного зору та методів машинного навчання. Автоматизація цього процесу дозволить підвищити точність контролю, зменшити вплив людського фактору та підвищити ефективність виробництва.

## 1.2 Огляд теоретичних підходів до розв'язку подібних задач

Сучасні інформаційні технології відкривають широкі можливості для автоматизації контролю якості продукції. Одним із ключових напрямів є комп'ютерний зір [22], який у поєднанні з методами глибокого навчання [23] забезпечує автоматичний аналіз зображень, класифікацію об'єктів та виявлення дефектів. Для таких задач широко використовуються згорткові нейронні мережі [24], здатні самостійно виділяти важливі ознаки зображень без ручного формування характеристик.

Аналіз наукових джерел показує активне застосування методів глибокого навчання для контролю якості лікарських засобів. У роботі [25] для виявлення дефектів покриття пігулок було досягнуто Recall 99.23% та Accurasy близько 94%, проте модель демонструвала значну кількість хибнопозитивних спрацювань через низькоконтрастні дефекти та дисбаланс класів. У дослідженнях на базі YOLOv5 [26, 27] отримано Accurasy 98.2%, однак використання детекторів об'єктів виявилось надмірним для аналізу окремих фотографій пігулок і ускладнює інтеграцію в легковагові системи.

У роботі [28] на основі модифікованої архітектури ResNet було досягнуто Accurasy 99.0% та Precision 96.3% при високій швидкодії. Водночас модель потребувала значних обчислювальних ресурсів і потужного апаратного забезпечення. Як альтернатива, архітектура MobileNetV2 [29] забезпечує зменшення кількості параметрів і обчислювальних витрат при збереженні високої точності класифікації, що робить її придатною для систем контролю якості.

Важливим напрямом розвитку штучного інтелекту є підвищення інтерпретованості моделей [30]. Для цього використовується метод Grad-CAM [31], який дозволяє візуалізувати області зображення, що найбільше вплинули на результат класифікації. Значну роль також відіграє попередня обробка даних [32], яка включає нормалізацію, зміну розміру зображень та усунення шумів. Для реалізації таких операцій часто застосовується бібліотека OpenCV [33].

Сучасні системи контролю якості зазвичай будуються на основі клієнт-серверної архітектури, що забезпечує взаємодію між обчислювальним модулем і користувацьким інтерфейсом. Передача даних здійснюється через протокол HTTP [34], а для роботи із зображеннями може використовуватися кодування Base64 [35]. Для візуалізації результатів аналізу застосовуються спеціалізовані інструменти, зокрема бібліотека Chart.js [36].

Отже, сучасні системи виявлення дефектів базуються на поєднанні методів комп'ютерного зору, нейронних мереж та вебтехнологій. Використання оптимізованих архітектур, таких як MobileNetV2, разом із засобами візуалізації та попередньої обробки даних дозволяє створювати ефективні системи автоматизованого контролю якості фармацевтичної продукції.

### **1.3 Аналіз існуючих програмних засобів та наукових рішень**

У сучасній фармацевтичній промисловості контроль якості продукції є одним із ключових етапів виробничого процесу. Навіть незначні дефекти пігулок, такі як тріщини, деформації, порушення поверхні або сторонні включення, можуть впливати на ефективність лікарських засобів та їх безпеку для пацієнтів. Традиційні методи перевірки якості часто передбачають візуальний огляд продукції оператором, що може супроводжуватися людським фактором, зниженням точності контролю та обмеженою продуктивністю.

На сьогодні існує значна кількість спеціалізованих програмно-апаратних систем, які застосовуються для автоматизованої інспекції фармацевтичної продукції. Вони інтегруються у виробничі лінії підприємств та виконують високошвидкісний аналіз зображень пігулок за допомогою камер та алгоритмів комп'ютерного зору. Подібні рішення розробляються як міжнародними технологічними компаніями, так і науково-дослідними центрами, що спеціалізуються на створенні інтелектуальних систем контролю якості.

Одним із відомих виробників подібних систем є компанія Antares Vision Group [37]. Це міжнародна технологічна компанія, що спеціалізується на розробці систем візуальної інспекції, відстеження та контролю якості продукції для фармацевтичної промисловості. Рішення компанії використовуються на виробничих підприємствах для автоматичного аналізу продукції та виявлення дефектів за допомогою технологій комп'ютерного зору (рисунок 1.2).

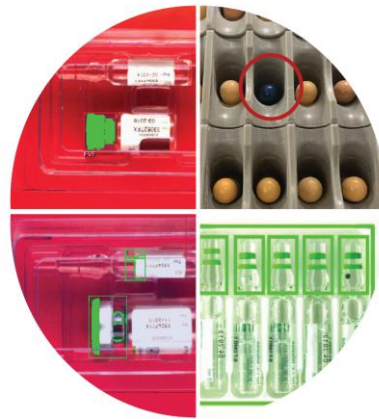


Рисунок 1.2 – Процес виявлення розбіжності в системі Antares Vision Group [37]

Одним із прикладів рішень компанії є системи автоматизованої візуальної інспекції фармацевтичної продукції, які використовуються для перевірки якості пігулок, капсул та інших лікарських форм. Такі системи інтегруються у виробничі лінії та здійснюють високошвидкісний аналіз продукції за допомогою камер високої роздільної здатності та алгоритмів комп'ютерного зору.

Основною функцією подібних систем є автоматичне виявлення дефектів продукції на основі аналізу зображень. До типових дефектів, які можуть бути визначені під час інспекції, належать тріщини, деформації, порушення цілісності поверхні, відхилення у формі або кольорі, а також наявність сторонніх частинок. Система аналізує отримані зображення та автоматично визначає, чи відповідає продукція встановленим стандартам якості.

Перевагами систем компанії Antares Vision Group є висока точність виявлення дефектів, оскільки системи підтримують детекцію широкого спектру дефектів від тріщин і деформацій до відхилень кольору та сторонніх частинок. Важливою перевагою також є інтеграція з виробничими лініями, що забезпечує автоматичну перевірку без ручного втручання та підвищує продуктивність. Системи реалізують повноцінну автоматизацію контролю якості в режимі

реального часу, що дозволяє зменшити залежність від людського фактора. Додатково вони характеризуються масштабованістю, оскільки можуть використовуватися як на великих фармацевтичних підприємствах, так і на виробництвах середнього рівня. Промислова надійність рішень підтверджується багаторічним досвідом компанії у співпраці з великими виробниками.

До недоліків систем компанії Antares Vision Group належать високі вимоги до обладнання, адже для коректної роботи необхідні якісні камери, освітлення та механічні компоненти, що збільшує початкові витрати. Складність впровадження пов'язана з необхідністю інтеграції зі складним транспортним обладнанням і виробничими лініями, що може потребувати додаткових налаштувань і технічної підтримки. Також слід враховувати витрати на обслуговування, оскільки регулярне технічне обслуговування та оновлення компонентів збільшують експлуатаційні витрати. Окремим обмеженням є адаптація стандартних рішень, які іноді потребують додаткового налаштування для специфічних типів пігулок або особливих сценаріїв контролю.

Також існують рішення компанії AIAC Vision [38]. Це американська технологічна компанія, яка спеціалізується на розробці систем автоматизованої візуальної інспекції для фармацевтичної промисловості. Продукти компанії призначені для контролю якості пігулок, капсул, блістерів та інших твердих лікарських форм на виробничих лініях за допомогою технологій комп'ютерного зору та штучного інтелекту (рисунок 1.3).

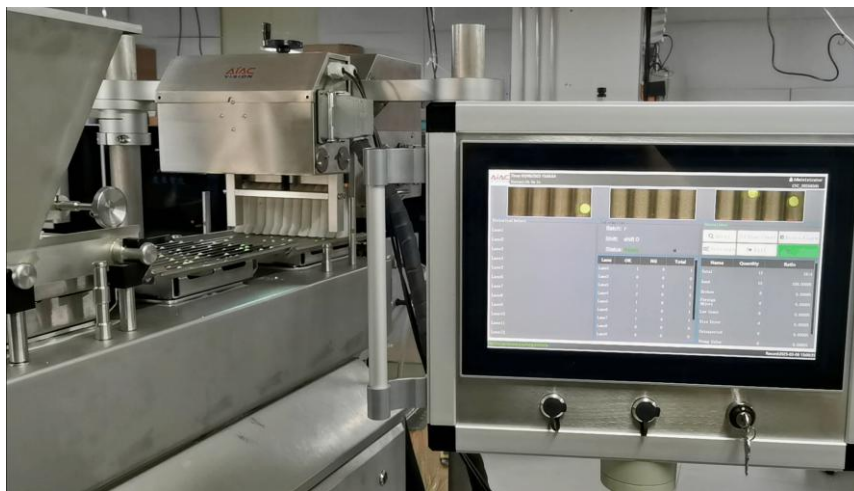


Рисунок 1.3 – Процес аналізу партій пігулок в компанії Aiacvision [38]

Системи AIAC Vision дозволяють здійснювати високошвидкісний аналіз продукції у реальному часі, що дозволяє автоматично виявляти широкий спектр дефектів. Серед типових дефектів, які можуть бути визначені системою, – тріщини, деформації, порушення цілісності поверхні, відхилення у формі або кольорі, сторонні частинки та порушення упаковки. Система аналізує зображення отримані з високоякісних камер, і на основі алгоритмів глибокого навчання визначає, чи відповідає продукція встановленим стандартам.

Особливою перевагою систем AIAC Vision є можливість адаптації алгоритмів до різних видів продукції та виробничих сценаріїв. Системи можуть інтегруватися з існуючими виробничими лініями без значного втручання операторів, що дозволяє забезпечити безперервний контроль якості та підвищити продуктивність. Крім того, компанія надає технічну підтримку та можливість віддаленого моніторингу, що робить їх надійними для використання.

Перевагами систем компанії AIAC Vision є висока точність і чутливість до дефектів, що досягається завдяки використанню алгоритмів глибокого навчання. Системи забезпечують можливість контролю широкого спектру виробів, зокрема пігулок, капсул і блістерів. Важливою перевагою є інтеграція у виробничі лінії без значного втручання оператора, що спрощує впровадження та експлуатацію. Робота в реальному часі дозволяє підвищити продуктивність виробництва і зменшити кількість бракованої продукції. Додатково системи підтримуються професійною технічною підтримкою та можливістю віддаленого моніторингу, що підвищує надійність їх використання.

До недоліків систем компанії AIAC Vision належать високі початкові витрати на обладнання та інтеграцію з виробничою лінією. Також система потребує тонкого налаштування відповідно до специфіки конкретних форм продукції. Необхідність регулярного технічного обслуговування та оновлення програмного забезпечення може збільшувати експлуатаційні витрати. Крім того, спостерігається обмежена гнучкість при роботі з нетиповими формами виробів або нестандартною упаковкою без додаткового конфігурування.

Також одним із відомих розробників рішень у сфері автоматизованого візуального контролю є компанія Cognex [39]. Це міжнародна технологічна компанія, що спеціалізується на створенні систем машинного зору, датчиків та програмних продуктів для автоматичної інспекції продукції в різних галузях промисловості, зокрема у виробництві пігулок та інших фармацевтичних форм .

Системи Cognex призначені для автоматизованого сортування та класифікації виробів на основі аналізу зображень. У фармацевтичному виробництві подібні рішення використовуються для виявлення дефектів пігулок, контролю цілісності поверхні, перевірки форми та розміру, а також для сортування продукції за якісними ознаками. Cognex підтримує різноманітні методи машинного зору, включаючи традиційні алгоритми обробки зображень та сучасні технології глибокого навчання, що дозволяє адаптувати систему під різні виробничі умови (рисунок 1.4).



Рисунок 1.4 – Обладнання для аналізу партій Cognex [39]

У роботі таких систем використовується високоякісне оптичне обладнання (камери, освітлення, лінзи) для забезпечення чітких зображень об'єктів контролю. Після отримання зображення програмне забезпечення аналізує його та визначає, чи відповідає продукція встановленим стандартам. Такі рішення можуть бути інтегровані безпосередньо у виробничі лінії та працювати у реальному часі, що сприяє підвищенню швидкості контролю та зменшенню кількості браку.

Перевагами систем компанії Cognex є висока надійність і стабільність, оскільки програмно-апаратні рішення компанії мають перевірену ефективність у реальних виробничих умовах. Системи характеризуються гнучкістю конфігурацій, що дозволяє підтримувати різні типи об'єктів і параметри контролю, зокрема форму, розмір і поверхневі дефекти. Важливою перевагою є можливість промислової інтеграції, завдяки якій системи впроваджуються безпосередньо у виробничі лінії та працюють у режимі реального часу. Системи підтримують складні технології, поєднуючи класичні методи комп'ютерного зору з інструментами машинного навчання. Додатковою перевагою є значний досвід реалізацій, оскільки компанія Cognex належить до світових лідерів у сфері машинного зору та має велику кількість впроваджених рішень.

До недоліків систем компанії Cognex належить висока вартість впровадження, що пов'язана із необхідністю закупівлі камер, освітлення та ліцензійного програмного забезпечення. Конфігурування системи під специфічні вимоги виробництва може бути складним і часто потребує участі спеціалістів із машинного зору. Системи також вимагають кваліфікованого обслуговування, включно з регулярним технічним супроводом і коригуванням параметрів відповідно до змін виробничого процесу. Крім того, для нестандартних випадків контролю або специфічних форм виробів може виникати потреба у використанні додаткових модулів чи індивідуальної кастомізації.

Отже, аналіз існуючих наукових та програмних рішень у сфері автоматизованого контролю якості фармацевтичної продукції показує, що проблема виявлення дефектів пігулок та капсул є актуальною та значущою. Сучасні системи машинного зору та методи штучного інтелекту дозволяють автоматизувати процеси візуальної інспекції, забезпечити високу точність виявлення дефектів, скоротити вплив людського фактора та підвищити продуктивність виробництва.

Разом із цим, розвиток таких рішень спрямований на інтеграцію передових алгоритмів обробки зображень, глибокого навчання та адаптивних методів аналізу для підвищення швидкості та надійності контролю. Це

підкреслює важливість подальшого дослідження і розробки методів нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості засобами як перспективного напрямку інформаційних технологій.

#### **1.4 Мета, задачі та вимоги до реалізації інтелектуальної системи**

Метою кваліфікаційної роботи є підвищення точності автоматизованого виявлення дефектної фармацевтичної продукції (пігулок) за зображеннями в умовах обмежених обчислювальних ресурсів шляхом розроблення відповідного нейромережевого методу.

Для досягнення цієї мети передбачено розробку методу нейромережевого виявлення дефектів та відповідної програмної реалізації інтелектуальної системи, яка буде застосовувати створений метод для автоматичної інспекції продукції.

Для досягнення мети необхідно виконати такі задачі:

- виконати дослідження предметної області для задачі виявлення дефектів медичних препаратів за візуальними ознаками;
- розробити метод нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості засобами, що включає механізми пояснювального аналізу для інтерпретації результатів;
- здійснити програмну реалізацію інтелектуальної системи ідентифікації дефектів як інструменту апробації запропонованого методу;
- провести дослідження ефективності розробленого методу нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості засобами з використанням створеного програмного забезпечення.

## Розділ 2 Метод нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості

### 2.1 Формалізація задачі виявлення дефектів пігулок за фото

#### 2.1.1 Математична формалізація задачі

Для реалізації методу нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості ключовим завданням є перехід від суб'єктивного візуального аналізу до формалізованої математичної оцінки стану виробів. Традиційні методи комп'ютерного зору, що базуються на пороговій сегментації або ручному виділенні геометричних ознак, демонструють низьку стійкість до змін освітлення, кольорових варіацій та складних текстур поверхні.

У даній роботі процес виявлення дефектів формалізується як задача багатокласової класифікації зображень, де інтелектуальна система автоматично визначає належність об'єкта до одного з класів:

1. Good – придатна пігулка;
2. Crack – наявність тріщини;
3. Spot – поверхневі плями або дефекти покриття.

Вхідне цифрове зображення пігулки подається у вигляді дискретної функції інтенсивності:

$$I = f(x, y), \text{ де } x \in [1, M], y \in [1, N], \quad (2.1)$$

де  $I$  – зображення;  $x, y$  – координати пікселів;  $M, N$  – розміри зображення.

Перед подачею до моделі виконується нормалізація значень пікселів:

$$\bar{I} = \frac{I}{255}, \quad (2.2)$$

що переводить інтенсивності у діапазон  $[0,1][0,1][0,1]$  та забезпечує стабільність процесу навчання нейромережі.

Подальший аналіз зображення виконується згортковою нейронною мережею MobileNetV2, яка реалізує нелінійне відображення простору зображень у простір ознак. Процес екстракції ознак описується оператором:

$$F = \Psi(\bar{I}, W), \quad (2.3)$$

де  $\Psi$  – оператор згорткових перетворень MobileNetV2;  $W$  – вагові коефіцієнти мережі;  $F$  – тензор ознак, що містить інформацію про властивості поверхні.

Загальну логіку функціонування запропонованого нейромережевого підходу до контролю якості пігулок наведено на рисунку 2.1.

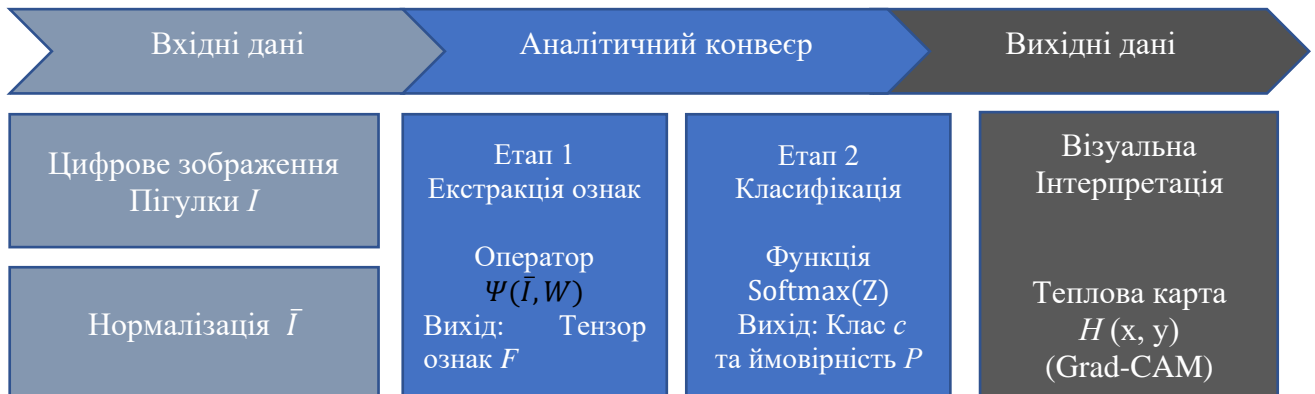


Рисунок 2.1 – Нейромережевий аналітичний конвеєр контролю якості пігулок

Система працює у вигляді послідовного аналітичного конвеєра. На першому етапі здійснюється підготовка та нормалізація вхідного зображення. Далі згорткова нейромережа виконує автоматичну екстракцію ознак, після чого формується класифікаційний прогноз. Завершальним етапом є побудова пояснюваного результату у вигляді теплової карти дефектів.

Після отримання ознак модель виконує багатокласову класифікацію. Нехай  $Z_c$  – вихід нейронної мережі (logits) для класу  $c$ . Ймовірність належності зображення до класу визначається функцією Softmax:

$$P(c|I) = \frac{e^{Z_c}}{\sum_{j=1}^K e^{Z_j}}, \quad (2.4)$$

де  $P(c|I)$  – ймовірність того, що зображення  $I$  належить до класу  $c$ ;  $Z_c$  – вихідний сигнал мережі для класу  $c$ ;  $K$  – загальна кількість класів (у даній роботі  $K = 3$ );  $e$  – експонента.

Фінальний клас визначається як:

$$c^* = \operatorname{argmax}_c P(c|I), \quad (2.5)$$

остаточне рішення про належність зображення до конкретного класу дефекту приймається за критерієм максимальної ймовірності де  $c^*$  – обраний системою клас (результат класифікації);  $\operatorname{argmax}_c$  – оператор знаходження аргументу, при

якому функція ймовірності  $P(c/I)$  набуває максимального значення. Таким чином система автоматично приймає рішення щодо придатності пігулки.

Навчання моделі здійснюється шляхом мінімізації функції втрат categorical cross-entropy, яка використовується безпосередньо під час тренування мережі:

$$L = - \sum_{c=1}^K y_c \log(P(c|I)), \quad (2.6)$$

де  $L$  – значення функції втрат;  $K$  – кількість класів ( $K = 3$ );  $y_c$  – істинне значення мітки класу (1 для правильного класу, 0 для інших);  $P(c/I)$  прогнозована мережею ймовірність належності до класу  $c$ . Мінімізація функції втрат забезпечує корекцію ваг  $W$  через алгоритм зворотного поширення похибки.

Важливою складовою інтелектуальної системи є забезпечення інтерпретованості результатів, що дозволяє уникнути ефекту «чорної скриньки». Для локалізації дефектних зон у роботі використано метод Grad-CAM, який базується на аналізі градієнтів, що проходять крізь згорткові шари MobileNetV2.

Принцип роботи методу полягає у визначенні того, які саме нейрони в останньому згортковому шарі активувалися найсильніше при виявленні конкретного класу (наприклад, CRACK).

Спочатку визначається внесок кожного фільтра  $A^k$  останнього згорткового шару у фінальний результат класифікації  $y^c$ . Це реалізується через обчислення середнього значення градієнтів:

$$\alpha_k = \frac{1}{Z} \sum_i \sum_j \frac{(\partial y^c)}{(\partial A_{i,j}^k)}, \quad (2.7)$$

де  $\frac{(\partial y^c)}{(\partial A_{i,j}^k)}$  – градієнт оцінки класу  $c$  відносно активацій фільтра  $A^k$ . Математично це означає, що ми вимірюємо, наскільки сильно зміниться впевненість моделі в наявності дефекту при зміні конкретного пікселя в карті ознак. Коефіцієнт  $\alpha_k$  фактично вказує значущість  $k$ -го фільтра для розпізнавання даного типу браку.

На основі отриманих ваг формується результуюча карта локалізації  $H$  як лінійна комбінація всіх карт активацій:

$$H(x, y) = \text{ReLU}(\sum_k \alpha_k A^{k(x,y)}), \quad (2.8)$$

використання функції активації ReLU є критичним етапом, оскільки вона дозволяє відсіяти від'ємні значення градієнтів які відповідають ознакам, що зменшують впевненість у класі. Таким чином, на тепловій карті підсвічуються лише ті зони, які модель ідентифікувала як аномальні (дефектні), а не стабільні ділянки поверхні. З точки зору логіки контролю якості, це означає, що ми враховуємо лише ті ділянки зображення, які підвищують імовірність наявності дефекту, і ігноруємо ті, що її знижують (наприклад, чистий фон або бліки).

Отримана карта  $H(x, y)$  відображає інтенсивність «уваги» нейромережі до різних частин пігулки. У програмному застосунку ця карта накладається на оригінальне зображення у вигляді напівпрозорого колірною шару. Яскраві області (червоний спектр) безпосередньо вказують на геометричні координати виявленої тріщини або плями, що забезпечує доказову базу для прийнятого системою рішення та дозволяє оператору верифікувати результат.

Таким чином, було розроблено математичну формалізацію методу нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості. Запропонований аналітичний конвеєр забезпечує повний цикл обробки даних: від первинної цифрової нормалізації сигналу до багаторівневої екстракції ознак архітектурою MobileNetV2. Використання функцій Softmax та Categorical Cross-Entropy дозволяє формалізувати процеси прийняття рішень та навчання моделі відповідно до специфіки трьох цільових класів дефектів. Математичне обґрунтування механізму Grad-CAM забезпечує інтерпретованість результатів класифікації, надаючи просторові докази виявлених порушень структури пігулок.

### **2.1.2 Формалізація задачі виявлення дефектів пігулок за фото**

Метод нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості базується на системному підході до обробки візуальної інформації, де кожен аналітичний етап є фундаментальним базисом для подальшої класифікації та прийняття рішення про придатність препарату.

Наукова концепція пропонованого рішення полягає у створенні багаторівневої інтелектуальної структури, що гармонійно поєднує етапи статистичної підготовки ознак, архітектурне моделювання складних нейронних зв'язків та сучасні механізми інтерпретації отриманих результатів. На рисунку 2.2 наведено схему етапів та логічної структури методу нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості.

У межах розробки загальної методології виявлення дефектів виникає необхідність формалізації взаємозв'язків між процесами інженерії даних та етапами глибокого машинного навчання. Специфіка автоматизованого фармацевтичного контролю вимагає від методу високої інваріантності до умов зйомки, колірних спотворень та дрібних текстурних коливань на поверхні лікарських форм. Для досягнення цієї мети логіку методу спроектовано як послідовний аналітичний конвеєр, що трансформує сирій цифровий сигнал у верифікований аналітичний вердикт. Це дозволяє забезпечити гнучкість системи, адаптивність алгоритмів до нових типів браку та прозорість формування доказової бази за допомогою методів пояснюваного штучного інтелекту.

Вхідні дані методу охоплюють масив розмічених зображень, розділених за класами «Good», «Crack» та «Spot», а також сукупність параметрів архітектури MobileNetV2, що виступає основою для екстракції ознак. На Етапі 1 функціонування методу здійснюється проєктування збалансованого датасету, що є критично важливим для усунення статистичних зміщень. У межах цього етапу реалізується Етап 1.1, де на кроці 1 виконується попередня обробка та нормалізація зображень до розміру 224x224 пікселі, на кроці 2 аналізується дисбаланс класів, на кроці 3 проєктуються методи аугментації для штучного розширення вибірки дефектів, а на кроці 4 формується фінальний набір даних для навчання та тестування.

Паралельно з підготовкою даних у межах етапу 1.2 виконується Крок 2, присвячений проєктуванню архітектури моделі. Тут на кроці 1 проводиться налаштування базової структури мережі, на кроці 2 проєктуються повнозв'язні шари з функцією Softmax [40] для багатокласової класифікації, на кроці 3

визначаються цільові шари для роботи Grad-CAM, а на кроці 4 формалізуються Loss-функція та цільові метрики точності. Далі метод переходить до Етапу 3, де на кроці 1 ініціалізуються ваги моделі, на кроці 2 налаштовується стратегія градієнтного спуску, а на кроці 3 забезпечується програмний доступ до внутрішніх активацій для майбутньої візуалізації дефектів.

Наступний функціональний блок методу зосереджений на проектуванні методів взаємодії, де на кроці 1 розробляється веб-інтерфейс для завантаження даних, а на кроці 3 формалізується генерація карт активації. Етап 5 завершує логічну структуру методу через налаштування веб-сервісу, де послідовно забезпечується завантаження фотографій, надання доступу до візуалізації та відображення класів разом із показником впевненості моделі. Якщо за результатами оцінки жодну умов завершення не виконано, метод передбачає повернення до попередніх кроків для корекції параметрів. Вихідними даними методу є сукупність навченої інтелектуальної моделі, архітектурного опису сервісу та верифікованих метрик, що у комплексі забезпечують прозорий та високоточний процес автоматизованого контролю якості.

Таким чином метод забезпечує високу об'єктивність оцінки, мінімізуючи вплив людського фактора та підвищуючи загальну ефективність моніторингу виробничих процесів. Використання даної алгоритмічної послідовності дозволяє трансформувати стандартний візуальний огляд у високотехнологічний процес цифрового аналізу, що є критично важливим для забезпечення стандартів безпеки та надійності фармацевтичних препаратів.

Вихідними даними методу є сукупність навченої інтелектуальної моделі, архітектурного опису сервісу та верифікованих метрик, що у комплексі забезпечують прозорий та високоточний процес контролю якості.

Для об'єднання статичної структури нейромережі та математичних операцій зворотного поширення градієнта у єдиний динамічний процес розроблено алгоритм функціонування аналітичного конвеєра. Математичний псевдокод, що наведено нижче, формалізує послідовність трансформації

цифрового сигналу від моменту отримання знімка пігулки до генерації фінального звіту з просторовим обґрунтуванням знайдених дефектів.

### **Алгоритм 2.1 – Математичний псевдокод конвеєра інтелектуального аналізу якості пігулок**

---

**Вхідні дані:** Цифрове зображення препарату  $I$ ;

– Навчена згорткова модель MobileNetV2 з оператором відображення  $\Psi$  та фінальними вагами  $W$ ;

– Цільова кількість класів  $K = 3$  (GOOD, SPOT, CRACK).

**Вихідні дані:** Обчислений клас стану поверхні  $c^*$ ;

– Показник впевненості моделі  $P(c^* | I)$ ;

– Візуальна аналітична теплова карта локалізації дефекту  $H(x, y)$ .

---

#### **1. Ініціалізація та попереднє оброблення:**

- $\hat{I} \leftarrow \text{Resize}(I, 224, 224)$  // Приведення до цільового просторового розміру;
- $\bar{I} \leftarrow \frac{\hat{I}}{255}$  // Нормалізація матриці інтенсивностей пікселів до діапазону  $[0, 1]$  (2.2).

#### **2. Екстракція ознак та формування дескрипторів:**

- $F \leftarrow \Psi(\bar{I}, W)$  // Обчислення тензора високорівневих характеристик шарами MobileNetV2 (2.3);
- $A^k \leftarrow \text{ExtractLastConv}(F)$  // Вилучення карт активацій  $k$ -го фільтра останнього згорткового шару.

#### **3. Класифікація та оцінювання ймовірностей:**

- $Z \leftarrow \text{ComputeLogits}(F)$  // Обчислення вектора вихідних сигналів (логітів) системи;

Для кожного класу  $c$  від 1 до  $K$  виконувати:

- $P(c|I) \leftarrow \frac{(e^Z_c)}{(\sum_{j=1}^K e^Z_j)}$  // Розрахунок імовірнісного розподілу Softmax (2.4);
- $c^* \leftarrow \arg \max_c P(c | I)$  // Прийняття рішення за критерієм максимальної ймовірності (2.5).

#### 4. Формування доказової бази методами пояснювального ШІ (Grad-CAM):

Для кожного фільтра  $k$  у карті активацій виконувати:

- $\alpha_k = \frac{1}{Z} \sum_i \sum_j \frac{(\partial y^c)}{(\partial A_{i,j}^k)}$  // Розрахунок коефіцієнтів важливості через градієнти (2.7);
- $H(x, y) \leftarrow \text{ReLU}(\sum_k \alpha_k A^k(x, y))$  // Синтез та фільтрація карти локалізації аномалій (2.8).

#### 5. Повернення результатів аналізу системи:

- Повернути  $\{c^*, P(c^* | I), H(x, y)\}$ .

---

Наведена динамічна послідовність кроків повністю враховує специфіку трикласової класифікації фармацевтичної продукції та є безпосереднім базисом для програмної реалізації логіки клієнт-серверної взаємодії інтелектуальної системи.

### 2.1.3 Конфігурація нейромережі MobileNetV2

Ефективність методу нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості безпосередньо залежить від статичної конфігурації нейромережевої моделі, яка виступає ядром системи екстракції ознак. Для розв'язання задачі класифікації візуальних дефектів пігулок у даній роботі обрано архітектуру MobileNetV2. Дана модель належить до класу високоефективних згорткових нейронних мереж, що оптимізовані для роботи в умовах обмежених обчислювальних ресурсів, зберігаючи при цьому високі показники точності розпізнавання складних текстурних та геометричних аномалій. Статична структура моделі базується на інноваційному підході використання інвертованих залишкових блоків та лінійних вузьких місць, що дозволяє мінімізувати втрати інформації при стисненні ознак.

Головною особливістю архітектури є розбиття стандартної згортки на два етапи: глибинну згортку та точкову згортку, що дозволяє радикально зменшити кількість параметрів мережі без суттєвої втрати інформативності ознак. На

рисунку 2.2 представлено детальну схему структурних блоків нейромережі, що використовуються для аналізу зображень пігулок.

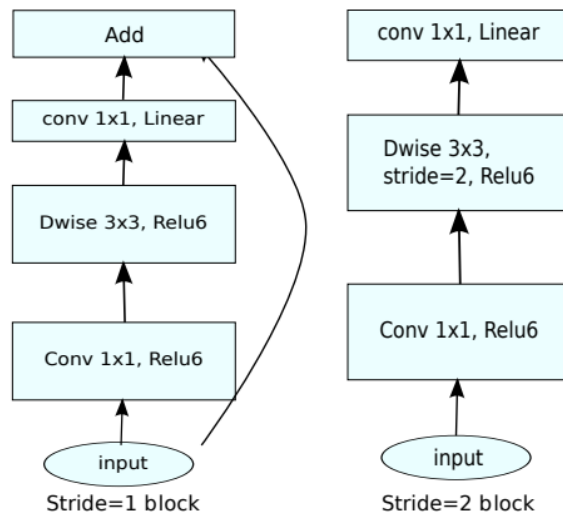


Рисунок 2.2 – Структурна організація блоків архітектури MobileNetV2 з різними параметрами кроку (stride) [41]

Для забезпечення коректного функціонування методу встановлено жорсткі розмірності тензорів даних на вході та виході системи. Вхідні дані представляють собою трьохканальне кольорове зображення пігулки у колірному просторі RGB з розмірністю тензора  $224 * 224 * 3$ . Значення кожного елемента лежить у діапазоні  $[0, 1]$  завдяки використанню фінальної функції активації Softmax, що дозволяє інтерпретувати результат як ступінь впевненості моделі у прийнятому рішенні.

Фундаментом архітектури є специфічні блоки, що зображені на рисунку 2.3. Початковий етап обробки здійснюється повною згорткою з 32 фільтрами, яка виконує первинну сепарацію візуальних ознак. Основний об'єм обчислень припадає на серію інвертованих залишкових блоків (Inverted Residual Blocks) [42], які мають унікальну тришарову структуру. Першим у такому блоці виступає шар розширення (Expansion Layer), який використовує згортку  $1 * 1$  для збільшення кількості каналів ознак. Це дозволяє мережі створювати багатше представлення вхідних даних перед виконанням складних просторових перетворень. У цьому шарі застосовується функція активації ReLU6 [43], яка обмежує амплітуду сигналу значенням 6, що забезпечує чисельну стабільність.

Наступним компонентом блоку є шар глибинної згортки (Depthwise Convolution) з ядром  $3 * 3$  [44]. На відміну від стандартних згорткових шарів, тут кожен фільтр застосовується лише до одного каналу вхідного тензора. Такий підхід дозволяє ефективно виявляти локальні просторові кореляції, такі як краї пігулки, мікротріщини або текстурні плями, при цьому значно знижуючи кількість операцій множення та додавання. Саме цей шар відповідає за розпізнавання морфологічних особливостей дефектів. Завершальним етапом блоку виступає проєкційний шар (Projection Layer) або "вузьке місце" (Bottleneck). Він використовує лінійну згортку  $1 * 1$  для стиснення кількості каналів назад до вихідної розмірності. Важливою особливістю є відсутність нелінійної активації після цього шару, що, згідно з теорією MobileNetV2, запобігає руйнуванню корисної інформації у просторах низької розмірності.

Як видно з рисунка 2.3 (Stride=1 block), архітектура активно використовує залишкові зв'язки (Residual Connections) [45], що реалізовані через операцію додавання (Add). Це дозволяє інформації та градієнтам безперешкодно проходити крізь глибокі шари мережі, що критично важливо для навчання моделей з великою кількістю рівнів. У випадках, коли крок згортки (stride) дорівнює 2 (Stride=2 block на рис. 2.3), залишкові зв'язки не застосовуються, оскільки просторові розмірності входу та виходу не збігаються. Такі блоки відповідають за агрегацію ознак та поступове зменшення роздільної здатності карти ознак, що дозволяє мережі переходити від аналізу окремих пікселів до розпізнавання глобальної структури об'єкта.

Кінцева частина архітектури включає шар глобального усередненого пулінгу (Global Average Pooling) [46], який трансформує двовимірні карти ознак у одновимірний вектор. Це рішення дозволяє позбутися громіздких повнозв'язних шарів, що зазвичай є причиною перенавчання моделей. Фінальна класифікація здійснюється шаром  $1 * 1$ , який відображає накопичені знання.

Таким чином, статична побудова MobileNetV2 забезпечує ієрархічне вилучення ознак, починаючи від найпростіших геометричних примітивів і закінчуючи складними дескрипторами дефектів фармацевтичної продукції.

Використання специфічних структурних одиниць, таких як інвертовані зв'язки та роздільні згортки, робить цю архітектуру оптимальним інструментом для реалізації систем інтелектуального контролю якості, здатних функціонувати в умовах реального часу з високою точністю класифікації.

## 2.2 Підготовка вхідних даних для системи

Для забезпечення високої точності майбутньої інтелектуальної системи нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості передбачено формування спеціалізованого масиву даних, що базуватиметься на інтеграції двох професійних джерел. Вибір джерел обумовлений необхідністю охоплення як специфічних фармацевтичних дефектів, так і загальних промислових аномалій, що дозволить моделі отримати ширший спектр візуального досвіду.

Першим джерелом даних, на основі якого планується здійснювати донавчання моделі, обрано відкритий датасет з платформи Roboflow [47] під назвою «Defective Pill Classifier» [48]. Даний ресурс є критично важливим, оскільки він містить колекцію зображень, що максимально наближені до реальних умов експлуатації. З цього датасету будуть використані зразки, що демонструють механічні пошкодження пігулок (зокрема дефекти країв та сколи), отримані за допомогою камер та при різному рівні зовнішнього освітлення.

Другим джерелом виступає дослідницький набір даних MVТес AD (Anomaly Detection) [49] від компанії MVТес Software GmbH [50]. Даний датасет є світовим стандартом у галузі машинного зору для наукових досліджень. Його використання в роботі обумовлене необхідністю надання майбутній неймережі високоякісних еталонних зображень. MVТес AD містить кадри з високою роздільною здатністю, зафіксовані в ідеальних промислових умовах, що дозволить моделі чітко розрізняти найменші відхилення від норми на текстурі.

Для проведення коректного проєктування системи та математичного обґрунтування вибірки було виконано детальний кількісний аналіз обох

первинних джерел інформації. Структуру та початковий розподіл елементів у зазначених базах даних наведено у таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 – Структурний розподіл та кількісні характеристики датасетів

Джерело даних	Кількість класів	Загальний обсяг	Візуальні особливості та умови зйомки
<i>Datасet на Roboflow (Defective Pill Classifier)[48]</i>	2 класи	380	Зйомка на мобільні камери, змінне освітлення, різні ракурси та наявність тіней.
<i>MVTec AD [49]</i>	5 класів	434	Промислова лінійна камера, стабільне освітлення, висока роздільна здатність, однорідний фон.

Аналіз контенту вихідних джерел, наведених у таблиці 2.1, дозволив виділити кілька ключових інженерних проблем, які необхідно врахувати при подальшій розробці системи.

Для проведення об'єктивного проектування архітектури системи та формування вимог до математичного забезпечення було виконано декомпозицію внутрішньої структури кожного з обраних джерел. Перший масив даних (платформа Roboflow) характеризується фіксованим розподілом за двома базовими станами об'єктів, які репрезентують класи придатної до використання фармацевтичної продукції та зразків із наявними дефектами поверхні. Проведений детальний аналіз цього датасету дозволив чітко визначити ключові закономірності у розподілі ознак, що безпосередньо впливає на вибір функцій втрат та методів регуляризації майбутньої моделі. Його структурні та візуальні параметри, що підлягають обов'язковому аналітичному врахуванню, наведено в таблиці 2.2. Зокрема, особлива увага при декомпозиції приділялася специфіці роздільної здатності знімків, варіативності кутів зйомки та колірним палітрам, оскільки ці фактори є визначальними для коректного налаштування шарів

попередньої обробки та подальшої нормалізації вхідних матриць ваг нейромережі.

Таблиця 2.2 – Структурний аналіз компонентів первинного датасету Roboflow

<b>Джерело даних</b>	<b>Кількість знімків</b>	<b>Перспективне призначення в системі</b>	<b>Характерні візуальні ознаки</b>
<i>Звичайні пігулки</i>	210	Формулювання еталонного класу	Пігулки без видимих порушень геометричної форми та цілісності оболонки.
<i>Дефектні пігулки</i>	170	Детекція механічних пошкоджень	Механічні сколи країв, глибокі тріщини, деформація структури.

Проведений аналіз структури первинного набору даних Roboflow свідчить про його високу профільну релевантність, оскільки співвідношення дефектних зразків до еталонних є відносно збалансованим і становить приблизно 45% від загального обсягу вибірки. Специфіка геометричних та текстурних спотворень у категорії Defective / Damaged дозволяє розглядати цей масив як надійну основу для навчання майбутньої нейромережевої моделі розпізнаванню критичних механічних пошкоджень у реальних (неідеальних) умовах експлуатації.

Друге технологічне джерело – дослідницький масив MVТес AD – має більш розгалужену морфологію дефектів. Проте аналіз показав наявність специфічних категорій (наприклад, сторонній пил на конвеєрній стрічці поза межами об'єкта), які створюють інформаційний шум і не корелюють із завданнями контролю безпосередньо лікарських форм. Результати аналітичної фільтрації та профілювання категорій MVТес AD наведено в таблиці 2.3.

На основі аналізу даних таблиць 2.2 та 2.3 визначено, що сумарний потенціал інтеграції двох джерел дозволяє спроектувати єдину робочу вибірку обсягом 811 зображень. Проектний розподіл за цільовими технологічними

класами в такій моделі матиме наступний вигляд: якісна продукція (GOOD) – 523 зразки, механічні пошкодження (CRACK) – 152 зразки, сторонні плями та контамінація (SPOT) – 136 зразків.

Таблиця 2.3 – Аналітичний профіль та результати фільтрації категорій датасету MVТес AD

Назва категорії	Кількість знімків	Статус для проєктування	Обґрунтування рішення
<i>Якісні</i>	313	Доцільно залучити	Забезпечення бази високоякісними знімками для порівняння
<i>Забруднені</i>	56	Доцільно залучити	Відображення дефектів колірного покриття, сторонніх вкраплень
<i>Пошкодженні</i>	43	Доцільно залучити	Повністю відповідають фізичним тріщинам на поверхні
<i>Інші</i>	22	Недоцільно залучити	Шуми фону, що знижують узагальнюючу здатність моделі.

З огляду на те, що початкові зображення мають різну роздільну здатність, а кількість еталонів суттєво перевищує кількість знімків із дефектами, метод передбачає етап попередньої програмної уніфікації та попередньої обробки.

У межах процедури стандартизації всі графічні файли масиву планується автоматично привести до єдиного колірного простору RGB та стандартизованого розміру 224x224 пікселів, що строго відповідає вхідному шару обраної архітектури MobileNetV2. Для запобігання перенаванчання нейромережі та нейтралізації виявленого дисбалансу класів в архітектуру майбутнього програмного комплексу закладаються алгоритми штучної аугментації даних (дзеркальне відображення, випадкові повороти та динамічна зміна яскравості), а також математичне зважування функцій втрат під час розрахунку ваг.

Згенерований у такий спосіб єдиний робочий масив буде розділено на навчально-тестувальний пул у класичному співвідношенні 80/20, що дозволить об'єктивно оцінити якість роботи системи на фінальному етапі досліджень.

### 2.3 Метрики оцінювання

Для оцінювання ефективності розробленої системи виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості використано набір кількісних показників, що дозволяють комплексно оцінити здатність моделі коректно класифікувати продукцію та виявляти дефекти різних типів. Вибір метрик обумовлений специфікою задачі фармацевтичного контролю, де критичним є мінімізація пропуску дефектної продукції.

Базовим інструментом аналізу результатів виступає матриця помилок [51], яка відображає співвідношення між істинними класами та передбаченнями моделі й дозволяє оцінити характер класифікаційних помилок.

Основними показниками ефективності обрано Accuracy, Precision, Recall та F1-міру, що є стандартним набором метрик для оцінювання моделей класифікації зображень. Метрика Accuracy характеризує загальну частку правильно класифікованих зразків, однак через можливу незбалансованість класів вона використовується як допоміжний показник.

Метрика Precision визначає частку коректних спрацювань серед усіх виявлених дефектів та дозволяє оцінити рівень хибнопозитивних рішень. Показник Recall відображає здатність системи знаходити всі наявні дефекти і є ключовим критерієм ефективності, оскільки пропуск дефектної пігулки є найбільш критичною помилкою контролю якості. Для узгодженої оцінки цих характеристик застосовується F1-міра – гармонійне середнє між Precision і Recall, що забезпечує збалансовану оцінку моделі за умов нерівномірного розподілу.

Додатково ефективність моделі аналізується за допомогою графічних засобів оцінювання. Крива Precision – Recall дозволяє дослідити компроміс між

повнотою та точністю класифікації при зміні порога впевненості моделі та є інформативною для задач виявлення рідкісних дефектів. ROC-крива використовується для оцінювання здатності моделі розділяти класи незалежно від вибраного порога класифікації [52].

Контроль процесу навчання здійснюється за допомогою функції втрат на основі перехресної ентропії [53]. Аналіз динаміки значень втрат на тренувальній і тестовій вибірках дозволяє оцінити збіжність навчання, своєчасно виявити перенавчання та забезпечити узагальнювальну здатність моделі для роботи з новими зображеннями.

Таким чином, обрана комбінація метрик і графічних інструментів оцінювання забезпечує всебічний аналіз ефективності розробленого методу автоматизованого контролю якості пігулок.

## **2.4 Сценарій експериментів по валідації та тестуванню запропонованого методу**

Для перевірки ефективності розробленого методу нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості було сформовано сценарій експериментального дослідження, спрямований на оцінку точності класифікації дефектів, стабільності роботи нейромережевої моделі та якості візуалізації результатів.

Метою експериментального дослідження є оцінка ефективності використання нейромережевої моделі MobileNetV2 для автоматизованої класифікації дефектів пігулок за зображеннями та аналізу можливостей візуалізації дефектних областей за допомогою Grad-CAM.

Гіпотеза дослідження полягає у тому, що використання архітектури MobileNetV2 у поєднанні з механізмами аугментації даних та візуалізацією Grad-CAM дозволить підвищити точність класифікації дефектів пігулок і забезпечити інтерпретованість результатів роботи моделі.

Оскільки задачі комп'ютерного зору у сфері контролю якості продукції характеризуються варіативністю умов зйомки, освітлення, текстур поверхні та форм дефектів, оцінювання моделі потребує комплексного тестування на різних типах зображень. У межах дослідження використовується датасет з класами:

- Good – пігулки без дефектів;
- Crack – пігулки з тріщинами;
- Spot – пігулки з плямами.

Експериментальні дослідження проводяться у програмному середовищі Python 3 із використанням бібліотек TensorFlow [54] або Keras [55], OpenCV та Grad-CAM для побудови теплових карт активацій. Для навчання моделі використовується неймережева архітектура MobileNetV2 із додатковими повнозв'язними шарами класифікації.

Перед початком навчання виконується етап попередньої обробки даних, що включає зміну розміру зображень до  $224 \times 224$  пікселів, нормалізацію значень пікселів, аугментацію зображень шляхом поворотів, масштабування та віддзеркалення, а також формування збалансованого набору даних.

Для забезпечення об'єктивності оцінювання загальний набір даних розподіляється на дві основні підмножини у класичному співвідношенні (80/20):

- навчальна вибірка становить 80% від загального датасету. Цей масив безпосередньо використовується під час ітераційного навчання неймережі;
- тестова вибірка становить 20% від загальної кількості зображень і є повністю ізольованим, незалежним набором даних, який не бере участі в оптимізації ваг чи налаштуванні тригерів зупинки, а служить виключно для фінальної перевірки працездатності системи, розрахунку підсумкових метрик якості (Precision, Recall, F1-score) та побудови підсумкової матриці сплутаності.

У процесі навчання та тестування моделі оцінюються основні метрики якості: Accuracy, Recall, Precision, F1-score, а також значення функції втрат. Для запобігання перенавчанню використовується контроль валідаційних втрат та механізм ранньої зупинки навчання (Early Stopping). Програма експериментального дослідження складається з кількох основних сценаріїв.

Перший сценарій передбачає порівняльний аналіз ефективності різних нейромережових архітектур (VGG16 [56], ResNet50 [57] та запропонованої MobileNetV2) при обробці зображень медичних препаратів. Оцінюються такі інженерні критерії, як підсумкова точність, кількість обчислювальних параметрів, розмір файлу ваг на диску та середній час генерації прогнозу на одне фото.

Другий сценарій спрямований на детальну оцінку ефективності обраної архітектури MobileNetV2 для задачі покласової класифікації дефектів пігулок. Аналізуються показники точності та повноти для кожного окремого стану (GOOD, SPOT, CRACK) на основі згенерованої матриці сплутаності.

Третій сценарій полягає у дослідженні інтерпретованості результатів за допомогою Grad-CAM. Для тестових зображень формуються теплові карти, які дозволяють визначити області зображення, на які модель звертає найбільшу увагу під час прийняття рішення, та підтвердити фокусування алгоритму на реальних аномаліях поверхні.

За результатами проведених експериментів формується комплексна оцінка працездатності системи, точності класифікації дефектів та ефективності візуалізації дефектних ділянок на зображеннях пігулок.

## **2.5 Висновки до розділу 2**

У розділі виконано комплексне проєктування методу нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості. Сформовано концептуальну структуру інтелектуальної системи, визначено її функціональні складові, логіку взаємодії модулів та загальний алгоритм оброблення даних.

У межах розділу обґрунтовано підхід до автоматизованого контролю якості продукції із застосуванням методів глибокого навчання, визначено етапи попередньої обробки зображень, архітектурні принципи побудови нейромережевої моделі та спосіб інтеграції механізму візуального пояснення

результатів класифікації на основі Grad-CAM. Сформовано узагальнену структуру програмної системи, що включає підсистеми підготовки даних, навчання моделі, експлуатації сервісу та формування аналітичної звітності.

Окрему увагу приділено вибору критеріїв оцінювання ефективності методу, що дозволяють кількісно оцінити якість класифікації, стабільність навчання моделі та її придатність до практичного використання в задачах фармацевтичного контролю. Обґрунтовано використання сукупності метрик Accuracy, Precision, Recall та F1-міри, а також інструментів аналізу результатів.

Отримані результати проектування формують основу для подальшої практичної реалізації системи. Наступним етапом дослідження є створення програмного застосунку, який забезпечить реалізацію спроектованої архітектури, інтеграцію нейромережевої моделі з програмним середовищем експлуатації та можливість автоматизованого аналізу зображень пігулок.

У межах подальшої роботи необхідно реалізувати механізми завантаження та обробки зображень, виконати навчання нейромережевої моделі, забезпечити генерацію карт активації Grad-CAM, а також розробити інтерфейс взаємодії користувача із системою. Для підтвердження працездатності запропонованого методу передбачається проведення функціонального та експериментального дослідження системи з подальшим отриманням значень обраних метрик ефективності та аналізом результатів.

## **Розділ 3 Експериментальне дослідження методу**

### **3.1 Опис програмного застосунку**

Система неймережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості базуватиметься на використанні методів комп'ютерного зору та глибокого навчання для аналізу зображень лікарських препаратів. Основною метою системи є автоматична класифікація пігулок за наявністю або відсутністю дефектів із подальшою візуалізацією результатів роботи моделі.

Архітектура програмного рішення реалізована за модульним принципом, що дозволяє окремо виконувати етапи завантаження даних, попередньої обробки зображень, неймережевої класифікації та візуалізації результатів.

Функціонування системи починається з підсистеми вхідних даних та попередньої обробки. На цьому етапі відбувається отримання цифрового зображення об'єкта контролю з джерела фіксації. Оскільки початкові зображення можуть відрізнятися роздільною здатністю, умовами освітлення та характеристиками сенсора, виконується приведення даних до уніфікованого формату. Зображення масштабується до фіксованого розміру, що забезпечує стабільність подальшої роботи неймережевої моделі. Нормалізація сигналу усуває вплив різних діапазонів інтенсивності пікселів і створює стандартизоване представлення вхідних даних, необхідне для коректної роботи алгоритмів глибокого навчання. Таким чином формується підготовлений інформаційний потік, придатний для подальшого аналізу.

Основним обчислювальним ядром системи є неймережева донавчена модель MobileNetV2, яка використовується для класифікації зображень пігулок. Дана архітектура характеризується невеликою кількістю параметрів та високою швидкістю роботи, що робить її придатною для використання у прикладних системах контролю якості.

Під час роботи моделі виконується прямий прохід нейромережі, у результаті якого формується ймовірність належності зображення до одного з класів.

Для підвищення інтерпретованості результатів роботи моделі використовується метод Grad-CAM. Даний підхід дозволяє формувати теплові карти активацій, які демонструють області зображення, що найбільше вплинули на рішення нейромережі під час класифікації дефекту.

Окремим важливим етапом реалізації системи стало тонке налаштування моделі MobileNetV2 для задачі класифікації дефектів пігулок. Навчання виконувалось із використанням бібліотеки TensorFlow/Keras та оптимізатора Adam, який забезпечує стабільне оновлення ваг нейронної мережі.

Для підвищення якості класифікації та зменшення впливу перенавчання використовувались методи регуляризації та аугментації даних. Детальні параметри навчання моделі наведено у таблиці 3.1.

Аналіз наведених у таблиці 3.1 конфігурацій свідчить про те, що процес оптимізації моделі орієнтований на досягнення балансу між швидкістю навчання та якістю узагальнення. Знижена швидкість навчання у поєднанні з оптимізатором Adam дозволяє уникнути різких коливань цільової функції на фінальних етапах підгонки ваг під специфіку геометрії дефектів пігулок. Використання шару Dropout та інструменту Early Stopping виступає додатковим гарантом чисельної стабільності, що мінімізує ризик підлаштування мережі під шуми навчальної вибірки та забезпечує високу точність при роботі з новими цифровими знімками.

Предметною областю застосування розробленої системи є автоматизований контроль якості лікарських препаратів на виробничих лініях фармацевтичної промисловості. Традиційний контроль якості пігулок часто передбачає ручний візуальний огляд продукції оператором, що потребує значних часових витрат та може супроводжуватись людськими помилками.

Таблиця 3.1 – Гіперпараметри процесу навчання нейромережевої моделі

Назва гіперпараметра	Значення/ налаштування	Функціональне призначення параметра
Базова архітектура	MobileNetV2	Екстракція високорівневих ознак (Pre-trained ImageNet)
Оптимізатор ваг	Adam [58]	Адаптивна оцінка моментів градієнтного спуску
Швидкість навчання (Learning Rate)	0.0001 ( $10^{-4}$ )	Забезпечення плавної збіжності без пропуску локальних мінімумів
Розмір пакету даних	32	Оптимізація використання пам'яті та стабільності градієнта
Кількість епох навчання	50	Максимальна тривалість ітераційного підбору параметрів
Функції втрат	Categorical Crossentropy	Обчислення помилки для багатокласової класифікації
Функція активація виходу	SoftMax	Формування ймовірнісного розподілу за трьома класами
Коефіцієнт регуляризації (Dropout)	0.3 (30%)	Штучне вимкнення нейронів для запобігання перенавчанню
Критерії ранньої зупинки (Early Stopping)	Patience = 5	Автоматичне припинення навчання при стагнації валідаційних втрат

Запропонована система дозволяє автоматизувати процес виявлення дефектів за допомогою аналізу зображень, що сприяє підвищенню швидкості перевірки продукції та зменшенню впливу людського фактору.

1. Типовий сценарій використання системи включає:
2. Завантаження зображення пігулки до системи.
3. Автоматичну попередню обробку зображення.
4. Класифікацію зображення нейромережевою моделлю.
5. Відображення результату класифікації та теплової карти Grad-CAM.
6. Збереження результатів аналізу для подальшого контролю якості.

Кінцевими користувачами системи можуть бути працівники фармацевтичних підприємств, спеціалісти з контролю якості продукції та дослідники у сфері комп'ютерного зору й медичних інформаційних систем.

### **3.1.1 Бібліотеки та фреймворки для створення застосування**

Для реалізації експериментальної системи нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості було обрано стек програмних засобів, орієнтований на ефективну обробку зображень та роботу з алгоритмами глибокого навчання.

Основною мовою програмування обрано Python, що забезпечує широкую екосистему бібліотек для машинного навчання, швидке прототипування та зручну інтеграцію наукових алгоритмів у прикладні системи. Для побудови та використання нейронної мережі застосовано бібліотеку TensorFlow із високорівневим API Keras, що дозволило реалізувати завантаження MobileNetV2 та виконання класифікації зображень у режимі inference.

Попередня обробка зображень реалізована із використанням бібліотеки OpenCV, яка забезпечує зміну розміру зображень до стандартизованого формату 224×224 пікселів, нормалізацію значень пікселів та підготовку даних до подачі на вхід нейронної мережі. Серверну логіку застосування реалізовано на основі мікрофреймворку Flask, який виконує обробку HTTP-запитів, передачу файлів між клієнтською та серверною частинами.

Для автоматичного формування звітної документації використано бібліотеку FPDF, що дозволяє генерувати PDF-файли з результатами аналізу партій препаратів. Клієнтська частина застосування створена із застосуванням HTML5, CSS3 та JavaScript, а бібліотека Chart.js використовується для побудови статистичних діаграм результатів контролю якості.

### 3.1.2 Проктування діаграми класів застосування

Програмна архітектура інтелектуальної системи неймережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості реалізована за модульним принципом із розділенням логіки обробки даних та рівня представлення інформації. Такий підхід спрощує масштабування системи та повторне використання окремих програмних компонентів.

Центральним елементом архітектури є серверний застосунок Flask, який виступає координатором взаємодії між користувацьким інтерфейсом та модулем інтелектуального аналізу. Модуль завантаження моделі відповідає за ініціалізацію нейронної мережі та підготовку її до виконання прогнозування. Компонент обробки зображень виконує перетворення вхідних даних, їх нормалізацію та передачу у модель класифікації. Після отримання результатів модуль пояснювальної візуалізації формує теплові карти Grad-CAM, які демонструють області зображення, що найбільше вплинули на рішення системи.

Рівень подання реалізовано через HTML-шаблони, які отримують результати аналізу у форматі JSON [59] та відображають їх у вигляді інтерактивного веб-інтерфейсу рисунок 3.2.

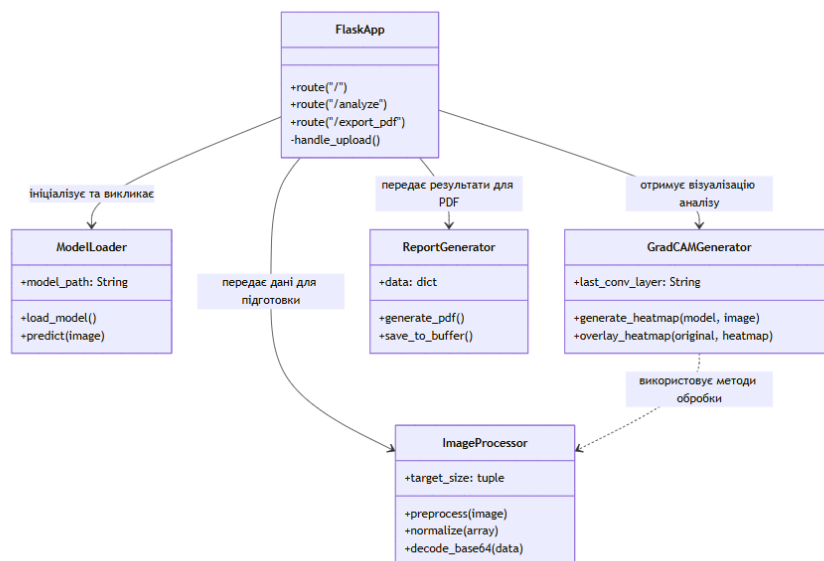


Рисунок 3.2 – Діаграма класів програмного застосунку для виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості засобами

Представлена об'єктно-орієнтована структура забезпечує високу автономність кожного окремого класу, що мінімізує зв'язність між модулем нейромережевого аналізу та логікою вебсервера. Описана специфікація методів та атрибутів дозволяє гнучко модифікувати алгоритми попередньої обробки або замінювати базову модель класифікації без необхідності перебудови всього програмного каркаса.

Таким чином, спроектована діаграма класів служить повноцінним технічним базисом для подальшої програмної реалізації інтелектуальної системи та організації її внутрішніх обчислювальних потоків.

### 3.1.3 Особливості використання складових інтелектуальної системи

Важливою складовою реалізації інтелектуальної системи контролю якості медичних препаратів є створення інтерактивного програмного середовища, що забезпечує зручну взаємодію користувача із модулем інтелектуального аналізу зображень. Основним елементом взаємодії виступає веб-інтерфейс, який дозволяє виконувати пакетну перевірку лікарських засобів у режимі, наближеному до реальних виробничих умов.

Після запуску застосування користувач отримує доступ до головної сторінки системи, призначеної для завантаження зображень препаратів. Інтерфейс мінімізує кількість необхідних дій оператора та забезпечує швидкий початок аналізу без додаткових налаштувань (рисунок 3.3).

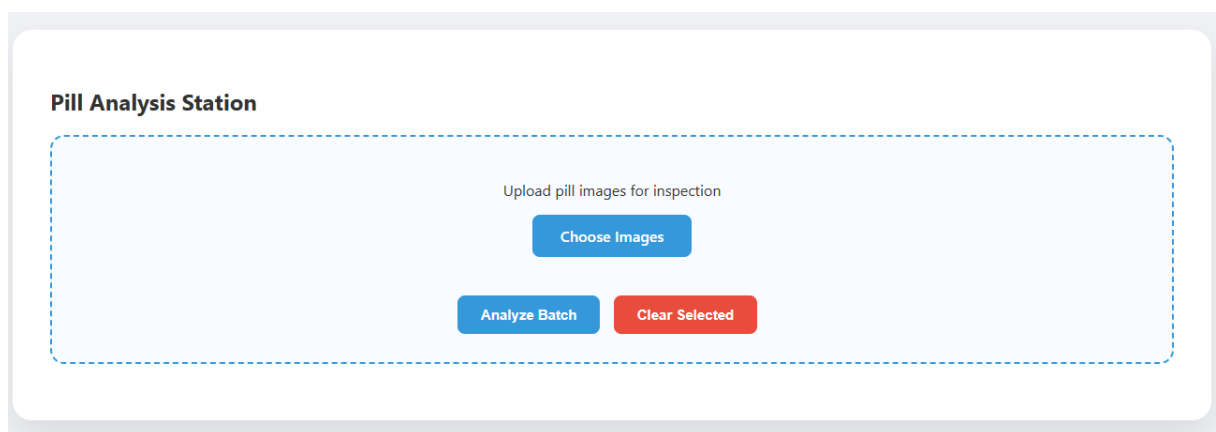


Рисунок 3.3 – Головна сторінка веб-застосунку

Користувач має можливість вибору одного або декількох зображень для подальшого аналізу. Після завантаження файлів серверна частина застосування ініціює процедуру обробки даних, яка включає масштабування зображень, нормалізацію значень пікселів та перетворення даних у формат, придатний для подачі до нейронної мережі.

На наступному етапі виконується класифікація кожного зображення за допомогою попередньо навченої моделі MobileNetV2. Результати прогнозування разом із рівнем впевненості моделі передаються до клієнтського інтерфейсу, де відображаються у вигляді інформаційних карток (рисунок 3.4).

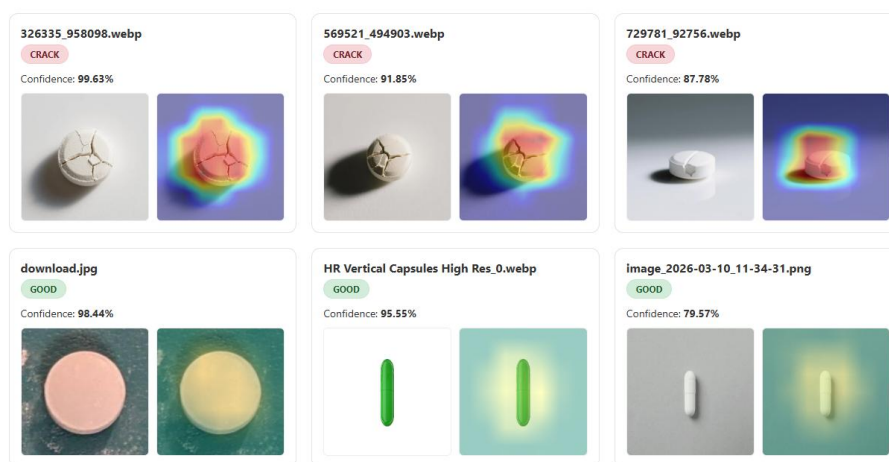


Рисунок 3.4 – Результат розпізнавання дефектів

Для кожного зразка відображається оригінальне зображення, визначений клас дефекту та значення впевненості нейронної мережі. Додатково система формує теплову карту Grad-CAM, яка демонструє області зображення, що мали найбільший вплив на прийняте рішення. Такий підхід підвищує довіру до результатів роботи системи та забезпечує пояснюваність алгоритмів ШІ.

Після завершення обробки всієї партії препаратів система автоматично виконує розрахунок статистичних показників контролю якості. Зокрема визначається співвідношення справних і дефектних зразків, що дозволяє швидко оцінити загальний стан виробничої партії (рисунок 3.5).

Представлена на рисунку 3.5 кругова діаграма формується на стороні клієнта із використанням бібліотеки Chart.js та забезпечує наочне відображення частки кожного типу дефектів. Використання графічної інтерпретації результатів значно спрощує роботу оператора контролю якості.

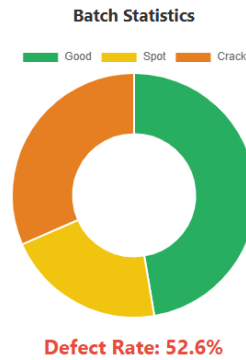


Рисунок 3.5 – Статистика перевіреної партії пігулок

Важливим функціональним елементом системи є модуль автоматичного формування звітної документації. Після завершення аналізу користувач може сформувати звіт, який містить результати класифікації, статистичні показники та візуальні підтвердження виявлених дефектів. Приклад сформованого звіту наведено на рисунку 3.6.

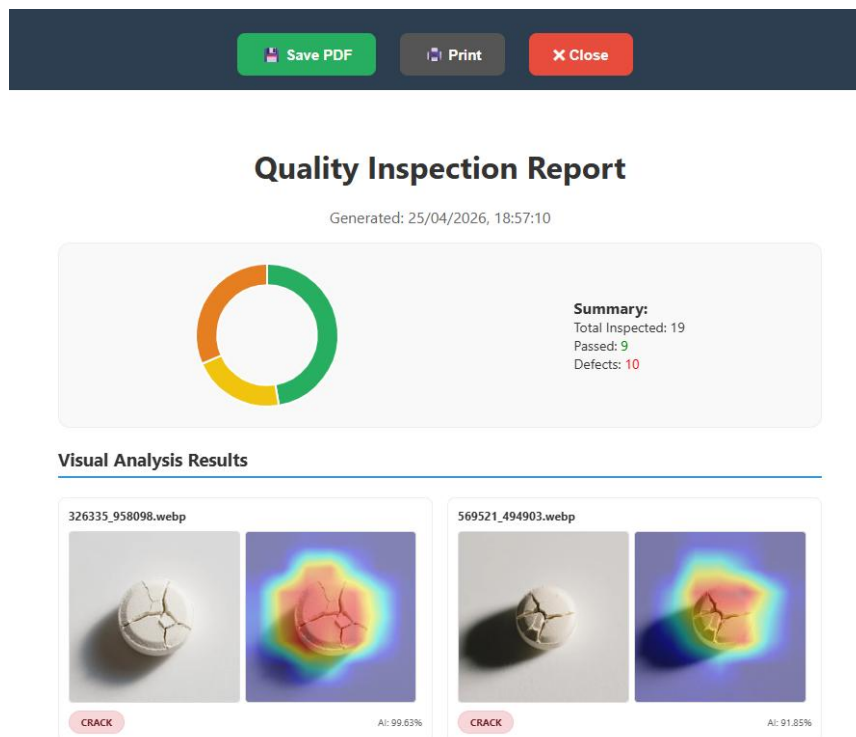


Рисунок 3.6 – Звіт партії пігулок

Згенерований документ може використовуватися для архівування результатів перевірки, внутрішнього аудиту підприємства або передачі відповідальним спеціалістам відділу контролю якості. Автоматизація процесу формування звітів дозволяє мінімізувати людський фактор та забезпечити стандартизованість документації.

Таким чином, реалізовані програмні складові системи забезпечують повний цикл інтелектуального контролю якості медичних препаратів – від завантаження даних до отримання аналітичного звіту.

### 3.2 Результати досліджень

Дослідження методу нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості проводилося з метою оцінювання ефективності розробленої інтелектуальної системи контролю якості медичних препаратів. Основним завданням дослідження було визначення здатності системи коректно класифікувати зображення лікарських засобів за станом їх поверхні та підтвердити практичну придатність запропонованого підходу.

План дослідження передбачав виконання послідовності експериментальних етапів. Загальний обсяг сформованого набору даних склав 811 цифрових знімків (клас GOOD – 523, клас CRACK – 152, клас SPOT – 136). Відповідно до методології валідації, для підсумкового оцінювання узагальнювальної здатності системи було виділено незалежну тестову вибірку обсягом 20% від загального датасету, що становить 162 цифрові знімки. Ці зразки були розподілені між цільовими класами пропорційно до вихідного масиву для збереження реальних умов експлуатації: клас GOOD – 104 зразки, клас SPOT – 29 зразків, клас CRACK – 29 зразків. Наявність фіксованої кількості тестових об'єктів для кожного типу дефекту дозволяє забезпечити статистичну достовірність обчислюваних метрик та уникнути зміщення оцінок. Решта 649 зображень використовувалися безпосередньо у процесі навчання нейромережі, де за допомогою вбудованих функцій бібліотеки TensorFlow було реалізовано автоматичний розподіл у співвідношенні 80/20 на тренувальну підмножину та внутрішній валідаційний контроль.

Далі зображення подавалися до розробленого програмного застосування у пакетному режимі, після чого система автоматично виконувала класифікацію об'єктів за класами GOOD, SPOT та CRACK. Отримані результати

порівнювалися з реальними мітками зразків, що дозволило обчислити показники ефективності моделі. Обробка результатів здійснювалася шляхом статистичного аналізу прогнозів та побудови графічних залежностей і таблиць метрик (рисунок 3.7).

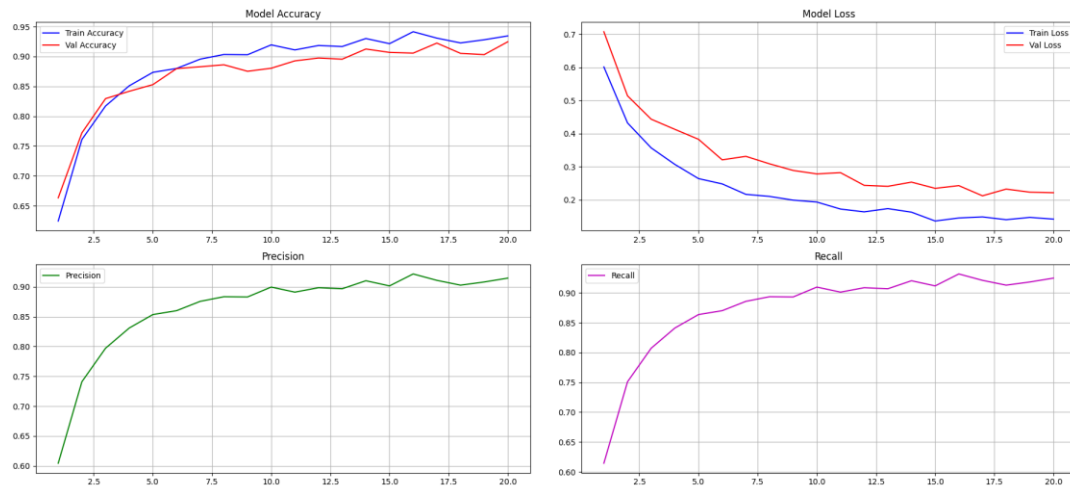


Рисунок 3.7 – Результат статистичного аналізу прогнозів

В процесі навчання спостерігається стабільне зростання показника точності класифікації. Криві навчальної та тестової вибірок поступово зближуються, що свідчить про узгодженість узагальнюючих властивостей моделі. Одночасно відбувається монотонне зменшення функції втрат, що підтверджує коректність процесу оптимізації параметрів нейронної мережі.

Аналіз графіків Precision та Recall показує високий рівень здатності моделі як правильно класифікувати дефектні зразки, так і виявляти більшість реальних дефектів. Відсутність значного розходження між навчальними та перевірочними кривими дозволяє зробити висновок про відсутність перенавчання моделі. Фінальне значення точності класифікації становить близько 93 %, що підтверджує ефективність запропонованого методу.

Для детальнішої оцінки якості класифікації та визначення характеру помилок моделі на тестовій вибірці (162 зображень) було сформовано матрицю сплутаності результатів розпізнавання. Аналіз даних таблиці 3.2 показує, що розроблена нейромережева модель демонструє високу точність розпізнавання придатної продукції: зі 104 реальних зразків класу GOOD правильно

класифіковано 101, і лише 3 екземпляри були помилково віднесені до класу SPOT.

Таблиця 3.2 – Матриця сплутаності результатів класифікації

Реальний клас \ Передбачений клас	GOOD	SPOT	CRACK	Всього реальних
GOOD	101	3	0	104
SPOT	2	25	4	29
CRACK	0	2	27	29
<b>Всього передбачено</b>	101	30	31	162

Найбільша кількість помилкових спрацьовувань спостерігається між класами SPOT (поверхневі плями) та CRACK (тріщини). Зокрема, 4 зразки з плямами було визначено як тріщини, а 2 тріщини класифіковано як плями.

Така тенденція пояснюється складністю візуального розділення мікроструктурних аномалій, оскільки на початкових стадіях руйнування оболонки пігулки геометричні контури тріщин та дефекти покриття (плями) мають подібні текстурні та колірні характеристики. Важливим практичним результатом є те, що жодна бракована пігулка (класи SPOT, CRACK) не була помилково класифікована як придатна (GOOD), що мінімізує ризик пропуску дефектної продукції на виробництві.

На основі детального аналізу розподілу прогнозів матриці сплутаності було розраховано базові показники ефективності класифікації системи для кожного класу окремо.

Таблиця 3.3 – Показники ефективності моделі

Клас стану поверхні	Precision	Recall	F1-score
GOOD	1.00	0.97	0.98
SPOT	0.83	0.86	0.85
CRACK	0.87	0.93	0.90
<i>Середнє значення</i>	0.90	0.92	0.91

Згідно з обчисленими метриками, наведеними в таблиці 3.3, інтелектуальна система демонструє збалансовані результати. Найвищу

ефективність за метрикою F1-score (0.98) отримано для еталонного класу GOOD, що обумовлено чіткою однорідною структурою поверхні якісних лікарських засобів. Для дефектних класів SPOT та CRACK значення зведеної метрики F1-score становлять 0.85 та 0.90 відповідно.

Усереднений показник точності (Macro Precision) на рівні 0.90 свідчить про низьку ймовірність хибнопозитивних збоїв системи, а усереднене значення повноти (Macro Recall) у 0.92 підтверджує здатність алгоритмів виявляти аномалії у загальному потоці даних.

Таблиця 3.4 – Порівняльний аналіз ефективності нейромережових архітектур

Архітектура моделі	Загальна точність	Кількість параметрів (Млн)	Розмір моделі на диску (Мб)	Середній час аналізу фото (сек)
VGG16	0.89	138.4	~528	0.35
ResNet50	0.94	25.6	~98	0.18
MobileNetV2	0.93	3.4	~14	0.05

Аналітичне зіставлення результатів у таблиці 3.4 демонструє, що використання «важких» архітектур у межах розробленого методу є неефективним. Модель VGG16 показала найнижчу точність (0.89) та критично великий розмір (528 Мб), що створює надмірне навантаження на серверне обладнання при ініціалізації системи. Архітектура ResNet50 дозволила досягти найвищого показника точності (0.94), що на 1 % перевищує результат MobileNetV2, проте її дискова вага становить 98 Мб, а час обробки одного фото (0.18 сек) є суттєво вищим.

Для об'єктивного оцінювання архітектурних переваг обраного нейромережового методу було проведено серію порівняльних експериментів, у яких на тому самому тестовому наборі даних (162 зображень) розгорнуто альтернативні базові конвеєри на основі поширених згорткових архітектур глибокого навчання. Оскільки розроблена система орієнтована на обробку статичних цифрових знімків у межах клієнт-серверної взаємодії, ключовими

критеріями порівняння було обрано загальну точність розпізнавання, кількість параметрів моделі, її дискову «вагу» (розмір файлу ваг у форматі .h5 / .pth) та середній час генерації фінального прогнозу для одного завантаженого фото.

Таким чином, вибір полегшеної згорткової архітектури MobileNetV2 є повністю обґрунтованим з інженерної та архітектурної точок зору. Незначне компромісне зниження загальної точності класифікації (лише на 1 % порівняно з важковаговою моделлю ResNet50) повністю компенсується радикальним оптимізаційним зменшенням дискового об'єму фінального файлу ваг (який становить всього 14 Мб) та мінімальною обчислювальною затримкою. Висока швидкість відгуку системи, що дорівнює всього 0.05 секунди (50 мс) на повний цикл інференсу одного статичного знімка, забезпечує високу пропускну здатність алгоритму при пакетній обробці вхідних кадрів. Завдяки меншій кількості параметрів, модель MobileNetV2 також демонструє кращу узагальнювальну здатність на тестових вибірках та є менш схильною до ефекту перенавчання при роботі з новими типами дефектів. У практичній площині це дозволяє суттєво мінімізувати споживання оперативної пам'яті на стороні вебсервера, що безпосередньо запобігає апаратному перевантаженню та забезпечує стабільну роботу системи в умовах інтенсивного навантаження. Окрім цього, такий підхід закладає надійний базис для подальшого масштабування програмного комплексу та його потенційної інтеграції на пристрої з обмеженими апаратними ресурсами.

Для комплексного об'єктивного підтвердження науково-практичної новизни розробленої інтелектуальної системи було реалізовано зовнішній порівняльний аналіз (таблиця 3.5) отриманих експериментальних результатів із верифікованими показниками ефективності аналогічних профільних рішень. Це дозволило наочно продемонструвати конкурентні переваги створеного методу як за критеріями обчислювальної складності, так і за метриками точності розпізнавання мікропошкоджень.

Таблиця 3.5 – Порівняння розробленого методу з існуючими аналогами

Метод	Архітектура	Метрики	Час	Вага моделі (Мб)	Апаратні вимоги	Недолік методу
Метод ідентифікації аномалій покриття [25]	Базова CNN	Recall = 99.23% Accuracy = 94.0%	–	~42 Мб	CPU/GPU)	Критичне хибне спрацювання на нормальній текстурі через дисбаланс вибірки
Промисло-вий метод детекції [27]	YOLO v5	Classification Accuracy = 98.2%	0.03	~90 Мб	Строго GPU)	Орієнтація на просторову локалізацію об'єктів. Складна веб-інтеграція та надмірність для статичних фото
Метод контролю пігулок у блистерах [28]	ResNet	Average Accuracy = 99.0% Precision = 96.3%	0.05	98 Мб	Значне завантаження RAM/GPU	Надмірна кількість параметрів, велика вага ваг. Високі вимоги до GPU серверів
<i>Розроблений веб-орієнтований метод</i>	Mobile NetV2	Macro Precision = 0.90 Macro Recall = 0.92 F1-score = 0.91	0.05	14 Мб	Повна оптимізація під слабкі CPU	Обмеження поштучною класифікацією без локалізації дефекту в просторі

Процес крос-платформного зіставлення здійснювався за двома базовими векторами: статистичними метриками якості класифікації аномалій (точності, повноти та інтегрального критерію) та системно-інженерними характеристиками конвеєрів обробки растрових даних. Впровадження такого підходу дозволило оцінити конкурентоспроможність запропонованого веб-орієнтованого методу в умовах, максимально наближених до реального фармацевтичного виробництва. Проведене порівняння фіксує спроможність легковагових згорткових архітектур забезпечувати детекцію мікрodefektів без залучення надлишкових

обчислювальних потужностей. Аналітичний розбір представлених у таблиці даних підтверджує, що розроблена модель успішно нівелює апаратні обмеження, притаманні більшості сучасних промислових аналогів.

Аналіз даних, наведених у таблиці 3.4, свідчить про те, що запропонований нейромережевий метод забезпечує оптимальний компроміс між якістю розпізнавання аномалій та обчислювальною складністю алгоритмів.

На відміну від підходу, описаного у джерелі [25], де високе значення повноти Recall супроводжувалося деградацією тотожних оцінок через дисбаланс вибірки, у розробленій системі було досягнуто збалансованого показника F1-score (0.91) за рахунок математичного зважування класів на етапі навчання. Порівняно з промисловими детекторами сімейства YOLOv5 [27], архітектура на базі MobileNetV2 є спрощеною та адаптованою суто під поштучну класифікацію статичних растрових зображень, що дозволило безпосередньо інтегрувати її в структуру клієнт-серверного REST API.

Крім того, хоча метод на основі модифікованих залишкових блоків ResNet [28] демонструє вищу абсолютну точність класифікації, розроблена модель забезпечує ідентичну швидкість обробки даних (0.05 секунди), але має у сім разів меншу дискову вагу (14 Мб проти 98 Мб). Це мінімізує об'єм оперативної пам'яті хмарного хостингу, необхідний для ініціалізації моделі, та забезпечує високу пропускну здатність системи при одночасній обробці потоку запитів від багатьох користувачів.

Таким чином, перевага розробленого методу полягає у його високій інженерній ефективності – досягненні стабільних метрик розпізнавання мікроструктурних дефектів (тріщин, плям) при збереженні низьких вимог до обчислювальної інфраструктури серверної частини інформаційної системи.

Додатково було досліджено модифікацію методу шляхом використання пояснювальної візуалізації Grad-CAM. Приклади результатів локалізації дефектів наведено на рисунку 3.8. З рисунка видно, що модель концентрує увагу саме на областях пошкодження поверхні, а не на фонових елементах

зображення. Це підтверджує коректність прийняття рішень інтелектуальною системою та підвищує довіру користувача до результатів аналізу.



Рисунок 3.8 – Пояснювальна візуалізація Grad-CAM

Отримані результати дозволяють зробити висновок про високу ефективність запропонованого підходу. Розроблена система забезпечує стабільні значення метрик точності, демонструє узгодженість навчання та здатна працювати в умовах реального виробничого контролю.

Практичними напрямками застосування розробленого методу можуть бути автоматизований контроль якості фармацевтичної продукції, сортування виробничих партій лікарських засобів, допоміжні системи прийняття рішень для операторів виробництва та інтеграція у промислові системи машинного зору.

Таким чином, результати експериментальних досліджень підтверджують високу ефективність запропонованого нейромережевого підходу. Розроблена система забезпечує стабільні значення метрик якості, демонструє узгодженість процесу навчання та може використовуватися для автоматизованого контролю якості фармацевтичної продукції в умовах реального виробництва.

### 3.3 Обмеження методу та напрямки вдосконалення

Експериментальна оцінка розробленого нейромережевого методу підтвердила його високу ефективність та швидкість обробки даних, проте впровадження інтелектуальної системи в умови реального фармацевтичного

виробництва вимагає детального аналізу чинних технологічних обмежень. Будь-яка модель глибокого навчання, оптимізована для мобільних та вебплатформ, має компроміси між обчислювальною складністю та стійкістю до специфічних завад. Основним обмеженням обраної архітектури MobileNetV2 є її підвищена чутливість до просторових деформацій та умов реєстрації цифрового сигналу. Оскільки метод орієнтований на аналіз статичних фотографій, суттєва зміна ракурсу зйомки, поява відблисків на глянцевої поверхні оболонки пігулки або коливання колірної температури освітлення на конвеєрі можуть призвести до хибнопозитивних збоїв. Модель спирається на локальні текстурні ознаки, тому мікроструктурні зміни, які на початкових стадіях мають слабкий колірний контраст, іноді класифікуються із меншим показником впевненості.

Інший комплекс обмежень пов'язаний із математичними особливостями алгоритму пояснювальної візуалізації Grad-CAM. Цей метод формує теплові карти на основі градієнтів останнього згорткового шару, через що просторова роздільна здатність згенерованих масок активації є відносно низькою і відповідає розмірності фінальних карт ознак. У практичних задачах це призводить до того, що область підсвічування дефекту на зображенні виглядає дещо розмитою і може охоплювати сусідні придатні ділянки пігулки. Такий ефект грубої локалізації не дозволяє з високою точністю визначити геометричні межі тріщини чи плями, обмежуючи використання алгоритму лише роллю інтерактивного індикатора для оператора, а не інструменту для точного метричного вимірювання площі пошкодження. Крім того, метод класифікації має обмежену ємність пам'яті щодо комбінованих дефектів, коли на одній пігулці одночасно присутні і тріщини, і плями, що змушує систему приймати рішення на користь лише одного, більш вираженого класу.

Перспективним напрямком вдосконалення розробленого методу є використання сучасних нейромережових архітектур, які мають вбудовані механізми вибіркової уваги. Додавання таких спеціальних модулів дозволить моделі самостійно фокусуватися на найважливіших деталях зображення, не перевантажуючи при цьому процесор вебсервера та не збільшуючи розмір файлу

з вагами моделі. Це допоможе краще розрізняти схожі між собою дефекти, наприклад, відрізняти початкову тріщину від маленької плями на оболонці пігулки. Для того, щоб система менше залежала від зовнішніх умов зйомки, доцільно модернізувати етап попередньої обробки фотографій. Додавання алгоритмів автоматичного налаштування контрасту та фільтрації світла дозволить повністю прибрати білки та вирівняти освітлення ще до того, як знімок буде передано на аналіз у нейромережу.

Важливим вектором подальшої роботи є покращення підсистеми візуалізації дефектів. Замість базового алгоритму Grad-CAM можна перейти на його сучасніші модифікації, які забезпечують вищу чіткість зображення. Поєднання інформації про градієнти з аналізом перших шарів мережі дозволить створювати дуже точні та детальні карти активації. В результаті оператор бачитиме не розмиту кольорову пляму, а чітко підсвічені реальні контури мікротріщин чи пошкоджень. З практичної точки зору, готову систему варто доповнити модулем динамічного донавчання безпосередньо під час роботи. Наявність зворотного зв'язку з користувачем дозволить зберігати випадки, коли модель помилилася, в окрему базу даних. Це дасть можливість періодично оновлювати ваги нейромережі у фоновому режимі, поступово адаптуючи інтелектуальну систему до особливостей конкретної конвеєрної лінії.

### **3.4 Висновки до розділу 3**

У третьому розділі виконано практичну реалізацію та експериментальне дослідження розробленого нейромережевого методу в межах створення цілісної інтелектуальної системи контролю якості медичних препаратів. На основі проведеного структурного проектування було сформовано модульну архітектуру програмного комплексу, яка забезпечує наскрізний обмін інформаційними потоками між користувацьким веб-інтерфейсом та обчислювальним ядром глибокого навчання. Описана об'єктно-орієнтована структура та представлена діаграма класів застосування дозволили чітко розмежувати логіку попередньої

обробки цифрових знімків, етапи класифікації стану поверхні пігулок та модулі генерації пояснювальної візуалізації. Такий підхід забезпечив високу гнучкість системи, спростив її подальше масштабування та створив надійний інженерний базис для проведення серії валідаційних експериментів.

Експериментальна оцінка ефективності системи, проведена на незалежній тестовій вибірці, підтвердила високу працездатність та обґрунтованість обраного підходу. Розроблена нейромережева модель продемонструвала збалансовані показники точності та повноти розпізнавання для всіх цільових станів продукції, досягши середнього значення усередненої точності на рівні дев'яноста двох відсотків. Детальний аналіз розподілу прогнозів за допомогою матриці сплутаності показав, що система безпомилково ідентифікує придатну продукцію та мінімізує ризики пропуску браку на виробництві, оскільки жодна дефектна пігулка з тріщинами чи плямами не була помилково віднесена до класу якісних препаратів. Невеликі похибки класифікації, зафіксовані між суміжними класами дефектів, повністю пояснюються візуальною схожістю текстурних аномалій оболонки на ранніх стадіях руйнування.

Незважаючи на високі підсумкові метрики, у розділі було детально окреслено поточні технологічні обмеження методу, які пов'язані з чутливістю до різких змін умов промислового освітлення, появою відблисків на глянцевиx поверхнях та відносно низькою просторовою роздільною здатністю базових карт активації. На основі аналізу цих факторів визначено перспективні напрямки подальшого вдосконалення системи. До них віднесено модернізацію вхідного конвеєра обробки зображень для стабілізації світлових завад, інтеграцію сучасних легких модулів вибіркової уваги для підвищення точності розпізнавання мікроструктурних аномалій, а також впровадження блоку динамічного донавчання моделі на основі зворотного зв'язку з оператором якості. У комплексі результати третього розділу підтверджують готовність розробленого інтелектуального рішення до практичного впровадження у процеси автоматизованого моніторингу на фармацевтичних підприємствах.

## Загальні висновки

У результаті виконання кваліфікаційної роботи бакалавра було досягнуто поставлену мету – підвищення точності автоматизованого виявлення дефектної фармацевтичної продукції за зображеннями в умовах обмежених обчислювальних ресурсів шляхом розроблення відповідного нейромережевого методу.

Для досягнення поставленої мети виконано розробку методу нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості та створено інтелектуальну програмну систему, яка реалізує автоматичну інспекцію фармацевтичної продукції із застосуванням технологій комп'ютерного зору та штучного інтелекту.

У процесі виконання кваліфікаційної роботи було досліджено предметну область автоматизованого контролю якості фармацевтичної продукції, виконано аналіз сучасних підходів до обробки зображень і виявлення дефектів, а також проведено огляд існуючих програмних рішень та наукових досліджень у сфері візуальної інспекції виробів. На основі отриманих результатів розроблено власний метод нейромережевого аналізу зображень пігулок, який дозволяє визначати наявність дефектів та класифікувати їх за типами.

У межах роботи спроектовано структуру інтелектуальної системи, сформовано та підготовлено навчальну, валідаційну й тестову вибірки, визначено програмні засоби реалізації та розроблено повнофункціональний вебзастосунок. Система забезпечує пакетне завантаження зображень, автоматичну класифікацію пігулок за класами GOOD, SPOT і CRACK, візуалізацію інформативних областей за допомогою Grad-CAM, статистичне узагальнення результатів та формування звітної документації.

У результаті отримано інтелектуальну систему автоматизованого контролю якості фармацевтичної продукції. Розроблений метод дозволяє виявляти наявність дефектів, розрізняти основні типи пошкоджень та надавати оператору візуальне пояснення сформованого рішення. Автоматизація

зазначених операцій сприяє зменшенню впливу людського фактора, скороченню часу перевірки та підвищенню об'єктивності оцінювання стану продукції.

Проведене експериментальне дослідження підтвердило високу якість класифікації зображень. Розроблена модель досягла загальної точності на рівні близько 93 %, середніх значень Precision 0,90, Recall 0,92 та F1-міри 0,91. Аналіз матриці сплутаності показав, що система надійно відокремлює придатну продукцію від дефектної та мінімізує ризик пропуску браку. Узгодженість навчальних і валідаційних показників також підтвердила стабільність навчання та відсутність вираженого перенавчання моделі.

Порівняльне дослідження архітектур VGG16, ResNet50 і MobileNetV2 показало, що запропонований метод забезпечує оптимальний баланс між якістю розпізнавання та ресурсомісткістю. Модель MobileNetV2 містить близько 3,4 млн параметрів і займає приблизно 14 МБ, тоді як розмір моделей VGG16 і ResNet50 становить близько 528 МБ та 98 МБ відповідно. Середній час аналізу одного зображення для MobileNetV2 становить 0,05 с, що суттєво менше порівняно з VGG16 та ResNet50. При цьому незначна різниця в точності порівняно з більш ресурсомісткою ResNet50 компенсується значним скороченням розміру моделі, часу формування прогнозу та вимог до оперативної пам'яті.

Отримані результати підтверджують, що розроблений метод може функціонувати на обладнанні з обмеженими обчислювальними можливостями без необхідності використання потужних графічних прискорювачів.

Подальший розвиток розробленого методу може бути пов'язаний із розширенням навчальної вибірки, збільшенням кількості класів дефектів, удосконаленням попередньої обробки зображень та інтеграцією сучасніших механізмів вибіркової уваги. Перспективними напрямками також є покращення точності локалізації пошкоджень, реалізація адаптивного донавчання на нових виробничих даних та інтеграція системи з інформаційними платформами фармацевтичних підприємств.

## Перелік посилань

1. Pharmaceutical Services and Health Outcomes. *Frontiers in Health Services*. 2024. URL: <https://www.frontiersin.org/journals/health-services/articles/10.3389/frhs.2024.1384364/full> (дата звернення: 04.04.2026).
2. Deep Learning for Medical Applications. *Preprints*. URL: [https://www.preprints.org/frontend/manuscript/fd82b1da37bd6799893a951775e593de/download\\_pub](https://www.preprints.org/frontend/manuscript/fd82b1da37bd6799893a951775e593de/download_pub) (дата звернення: 04.04.2026).
3. Лікарська форма. *Фармацевтична енциклопедія*. URL: <https://www.pharmencyclopedia.com.ua/article/2076/likarska-forma> (дата звернення: 04.04.2026).
4. Методологія pharmaceutical розробки твердих лікарських форм : лекція. НФАУ. URL: [https://atl.nuph.edu.ua/wp-content/uploads/2023/09/lekcija\\_metodologija-farmaceutichnoi-rozrobki-tverdih-likarskih-form.pdf](https://atl.nuph.edu.ua/wp-content/uploads/2023/09/lekcija_metodologija-farmaceutichnoi-rozrobki-tverdih-likarskih-form.pdf) (дата звернення: 04.04.2026).
5. Технологія ліків : підручник. *Buklib*. URL: <https://buklib.net/books/36231/> (дата звернення: 04.04.2026).
6. Сучасні аспекти фармацевтичної технології. *Щотижневик АПТЕКА*. URL: <https://www.apteka.ua/article/320089> (дата звернення: 04.04.2026).
7. Допоміжні речовини. *Фармацевтична енциклопедія*. URL: <https://www.pharmencyclopedia.com.ua/article/2582/dopomizhni-rechovini> (дата звернення: 04.04.2026).
8. Research into Pharmaceutical Manufacturing. *Griffith University Research Repository*. URL: <https://research-repository.griffith.edu.au/items/ff431a55-58df-591f-8201-afa87932efa5> (дата звернення: 04.04.2026).
9. Manufacture of Tablets by Direct Compression. *PharmaGuideline*. URL: <https://www.pharmaguideline.com/2018/09/manufacture-of-tablets-by-direct-compression.html> (дата звернення: 04.04.2026).
10. Qualification of Raw Materials for Biopharmaceutical Use. *BioPharm International*. URL: <https://www.biopharminternational.com/view/qualification-raw-materials-biopharmaceutical-use> (дата звернення: 04.04.2026).

11. Pharmaceuticals and Drug Delivery Systems. MDPI. 2021. URL: <https://www.mdpi.com/1999-4923/13/11/1909> (дата звернення: 04.04.2026).
12. A Review: Novel Granulation Technology. ResearchGate. 2024. URL: [https://www.researchgate.net/publication/380709007\\_A\\_Review\\_Novel\\_Granulation\\_Technology](https://www.researchgate.net/publication/380709007_A_Review_Novel_Granulation_Technology) (дата звернення: 04.04.2026).
13. Journal of Pharmaceutical Sciences. ScienceDirect. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0022354918304040> (дата звернення: 04.04.2026).
14. Пігулкові машини. Фармацевтична енциклопедія. URL: <https://www.pharmencyclopedia.com.ua/article/2126/tabletkovi-mashini> (дата звернення: 04.04.2026).
15. Схема виробництва пігулок. StudFiles. URL: <https://studfile.net/preview/9413858/page:10/> (дата звернення: 04.04.2026).
16. An Overview on Tablet Coating. ResearchGate. URL: [https://www.researchgate.net/publication/337284864\\_An\\_Overview\\_on\\_Tablet\\_Coating](https://www.researchgate.net/publication/337284864_An_Overview_on_Tablet_Coating) (дата звернення: 04.04.2026).
17. Основні принципи фармацевтичної технології. Блоги БДМУ. URL: <https://www.bsmu.edu.ua/blog/osnovni-pryncyuru-farmaczevtychnoyi-tehnologiyi-ta-yih-vplyv-na-yakist-likarskyh-zasobiv/> (дата звернення: 04.04.2026).
18. Про затвердження Правил виробництва (виготовлення) лікарських засобів в умовах аптеки : Наказ МОЗ України № 812 від 17.10.2012. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/z1846-12> (дата звернення: 04.04.2026).
19. Контроль якості у фармацевтиці. Pharm-Community. URL: <https://pharm-community.com/2017/7233/> (дата звернення: 04.04.2026).
20. Causes and Remedies of Cracking in Tablets. PharmaGuideline. URL: <https://www.pharmaguideline.com/2017/12/causes-and-remedies-of-cracking.html> (дата звернення: 04.04.2026).
21. Аптечний контроль ліків. Фармацевтична енциклопедія. URL: <https://www.pharmencyclopedia.com.ua/article/2859/aptechnij-kontrol-likiv> (дата звернення: 04.04.2026).
22. Роль комп'ютерного зору в сучасному світі: досягнення, виклики та перспективи // ResearchGate. – 2024. – URL:

[https://www.researchgate.net/publication/382754859\\_ROL\\_KOMP'UTERNOGO\\_ZORU\\_V\\_SUCASNOMU\\_SVITI\\_DOSAGNENNA\\_VIKLIKI\\_TA\\_PERSPEKTIVI](https://www.researchgate.net/publication/382754859_ROL_KOMP'UTERNOGO_ZORU_V_SUCASNOMU_SVITI_DOSAGNENNA_VIKLIKI_TA_PERSPEKTIVI)  
(дата звернення: 16.06.2026).

23. Janiesch C., Zschech P., Heinrich K. Deep learning and its applications // *Journal of Big Data*. Springer. – 2021. – Vol. 8, No. 37. – URL: <https://link.springer.com/article/10.1186/s40537-021-00444-8> (дата звернення: 16.06.2026).

24. A comprehensive review of convolutional neural network architectures // *Neural Computing and Applications*. Springer. – 2025. – URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s00521-025-11827-w> (дата звернення: 16.06.2026).

25. Automated tablet defect detection system using deep learning CNN // *International Journal of Pharmaceutics*. ScienceDirect. – 2025. – URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0378517325000560#metrics>  
(дата звернення: 27.05.2026).

26. Zhu L., Geng X., Li Z., Liu J. Improving YOLOv5 with Attention Mechanism for Detecting Blemishes and Defects // *Symmetry*. MDPI. – 2022. – Vol. 14, No. 11. – URL: <https://www.mdpi.com/2073-8994/14/11/2279> (дата звернення: 16.06.2026).

27. Real-time coating thickness measurement and defect recognition of film coated tablets with machine vision and deep learning // *ResearchGate*. – URL: [https://www.researchgate.net/publication/361535048\\_Real-time\\_coating\\_thickness\\_measurement\\_and\\_defect\\_recognition\\_of\\_film\\_coated\\_tablets\\_with\\_machine\\_vision\\_and\\_deep\\_learning](https://www.researchgate.net/publication/361535048_Real-time_coating_thickness_measurement_and_defect_recognition_of_film_coated_tablets_with_machine_vision_and_deep_learning) (дата звернення: 27.05.2026).

28. Defect detection of tablets in blisters using deep learning and Transformers // *Algorithms*. MDPI. – 2024. – URL: <https://www.mdpi.com/1999-4893/17/10/429> (дата звернення: 27.05.2026).

29. Інтелектуальні системи аналізу зображень. Електронний репозиторій КНУТД. URL: <https://er.knutd.edu.ua/handle/123456789/23361> (дата звернення: 04.04.2026).

30. Explainable AI (XAI). IT Wiki & Reference. URL: <https://itwiki.dev/data-science/ml-reference/ml-glossary/explainable-ai-xai> (дата звернення: 04.04.2026).
31. Computers in Biology and Medicine. ScienceDirect. 2025. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0010482525015537> (дата звернення: 04.04.2026).
32. Попередня обробка зображень об'єктів перед їх детектуванням. ResearchGate. URL: [https://www.researchgate.net/publication/401285369\\_Preprocessing\\_of\\_Object\\_Images\\_Before\\_Their\\_Detection\\_Using\\_YOLO\\_Neural\\_Network](https://www.researchgate.net/publication/401285369_Preprocessing_of_Object_Images_Before_Their_Detection_Using_YOLO_Neural_Network) (дата звернення: 04.04.2026).
33. OpenCV 5.0.0 Main Modules : Official Documentation. – 2026. – URL: <https://docs.opencv.org/5.0/> (дата звернення: 16.06.2026).
34. HTTP Working Group: Specifications. Internet Engineering Task Force (IETF). – 2026. – URL: <https://httpwg.org/specs/> (дата звернення: 16.06.2026).
35. The Base16, Base32, and Base64 Data Encodings : RFC 4648. Internet Engineering Task Force (IETF). RFC Editor. – URL: <https://www.rfc-editor.org/info/rfc4648/> (дата звернення: 16.06.2026).
36. JavaScript Графіка Chart.js. W3Schools українською. URL: [https://w3schoolsua.github.io/js/js\\_graphics\\_chartjs.html](https://w3schoolsua.github.io/js/js_graphics_chartjs.html) (дата звернення: 04.04.2026).
37. Antares Vision Group : [офіційний сайт]. URL: <https://antaresvisiongroup.com/> (дата звернення: 04.04.2026).
38. AIAC Vision Systems : [офіційний сайт]. URL: <https://www.aiacvision.com/> (дата звернення: 04.04.2026).
39. Capsule and Pill Classification and Sorting Solutions. Cognex. URL: <https://www.cognex.com/en/applications/automated-sortation-and-classification/capsule-and-pill-classification-and-sorting-solutions> (дата звернення: 04.04.2026).
40. Standard Softmax is an Effective Guard Against Representation Collapse // arXiv preprint. – 2024. – arXiv:2407.02271v2. – URL: <https://arxiv.org/html/2407.02271v2> (дата звернення: 16.06.2026).

41. MobileNetV2 Architecture. OpenGenus IQ. URL: <https://iq.opengenus.org/mobilenetv2-architecture/> (дата звернення: 04.04.2026).
42. Four different inverted residual blocks. ResearchGate. URL: [https://www.researchgate.net/figure/Four-different-inverted-residual-blocks\\_fig10\\_355178669](https://www.researchgate.net/figure/Four-different-inverted-residual-blocks_fig10_355178669) (дата звернення: 04.04.2026).
43. Graph demonstrating the difference between ReLU and ReLU6. ResearchGate. URL: [https://www.researchgate.net/figure/Graph-demonstrating-the-difference-between-ReLU-and-ReLU6-activation-functions\\_fig1\\_350148089](https://www.researchgate.net/figure/Graph-demonstrating-the-difference-between-ReLU-and-ReLU6-activation-functions_fig1_350148089) (дата звернення: 04.04.2026).
44. Depthwise Convolution. Dive into Deep Learning (D2L). URL: [https://tvm.d2l.ai/chapter\\_common\\_operators/depthwise\\_conv.html](https://tvm.d2l.ai/chapter_common_operators/depthwise_conv.html) (дата звернення: 04.04.2026).
45. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep Residual Learning for Image Recognition // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2016. – P. 770–778. – URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7780459> (дата звернення: 16.06.2026).
46. Global Pooling in Convolutional Neural Networks. DigitalOcean. URL: <https://www.digitalocean.com/community/tutorials/global-pooling-in-convolutional-neural-networks> (дата звернення: 04.04.2026).
47. Roboflow : Computer Vision Platform. URL: <https://roboflow.com/> (дата звернення: 04.04.2026).
48. Defective Pill Classifier Dataset. Roboflow Universe. URL: <https://universe.roboflow.com/pill-defect-detection/defective-pill-classifier> (дата звернення: 04.04.2026).
49. MVTec AD Dataset. MVTec Software GmbH. URL: <https://www.mvtec.com/research-teaching/datasets/mvtec-ad-2> (дата звернення: 04.04.2026).
50. MVTec Software GmbH. Toradex Partner Network. URL: <https://www.toradex.com/de/support/partner-network/services/100003/mvtec-software-gmbh> (дата звернення: 04.04.2026).

51. Confusion Matrix in Machine Learning. IT Wiki & Reference. URL: <https://itwiki.dev/data-science/ml-reference/ml-glossary/confusion-matrix-in-machine-learning> (дата звернення: 25.05.2026).
52. Практичний досвід використання ROC-кривої для оцінки моделей штучного інтелекту. Форум DOU. URL: <https://dou.ua/forums/topic/33858/> (дата звернення: 25.05.2026).
53. Що таке перехресна ентропія (Cross-Entropy). Блог Jay. URL: <https://jau.org.ua/перехресна-ентропія/> (дата звернення: 25.05.2026).
54. TensorFlow: An end-to-end open source machine learning platform. URL: <https://www.tensorflow.org/> (дата звернення: 27.05.2026).
55. Keras: Deep Learning for humans. URL: <https://keras.io/> (дата звернення: 27.05.2026).
56. VGG-16 // ScienceDirect Topics: Computer Science. – Elsevier. – URL: <https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/vgg-16> (дата звернення: 27.05.2026).
57. What is ResNet-50 and What is Its Relevance in Computer Vision? // Ultralytics Blog. – 2024. – URL: <https://www.ultralytics.com/blog/what-is-resnet-50-and-what-is-its-relevance-in-computer-vision> (дата звернення: 27.05.2026).
58. Як оптимізатор Adam оптимізує модель нейронної мережі? // Європейська академія сертифікації інформаційних технологій (EITCA Academy). – URL: <https://uk.eitca.org/artificial-intelligence/eitc-ai-dlrf-deep-learning-with-tensorflow/tensorflow/neural-network-model/examination-review-neural-network-model/how-does-the-adam-optimizer-optimize-the-neural-network-model/> (дата звернення: 27.05.2026).
59. JSON: Introducing JSON. URL: <https://www.json.org/json-en.html> (дата звернення: 27.05.2026).

# ДОДАТКИ

## Додаток А

### Програмна реалізація методу нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості

Для забезпечення відкритості дослідження, підтвердження практичної значущості роботи, можливості відтворення результатів та ознайомлення з вихідним кодом, розроблене програмне забезпечення розміщено у публічному репозиторії на платформі GitHub.

Посилання на публічний репозиторій:

<https://github.com/Will1Head/pill-defect-detection>

Інтерфейс головної сторінки репозиторію наведено на рисунку А.1.

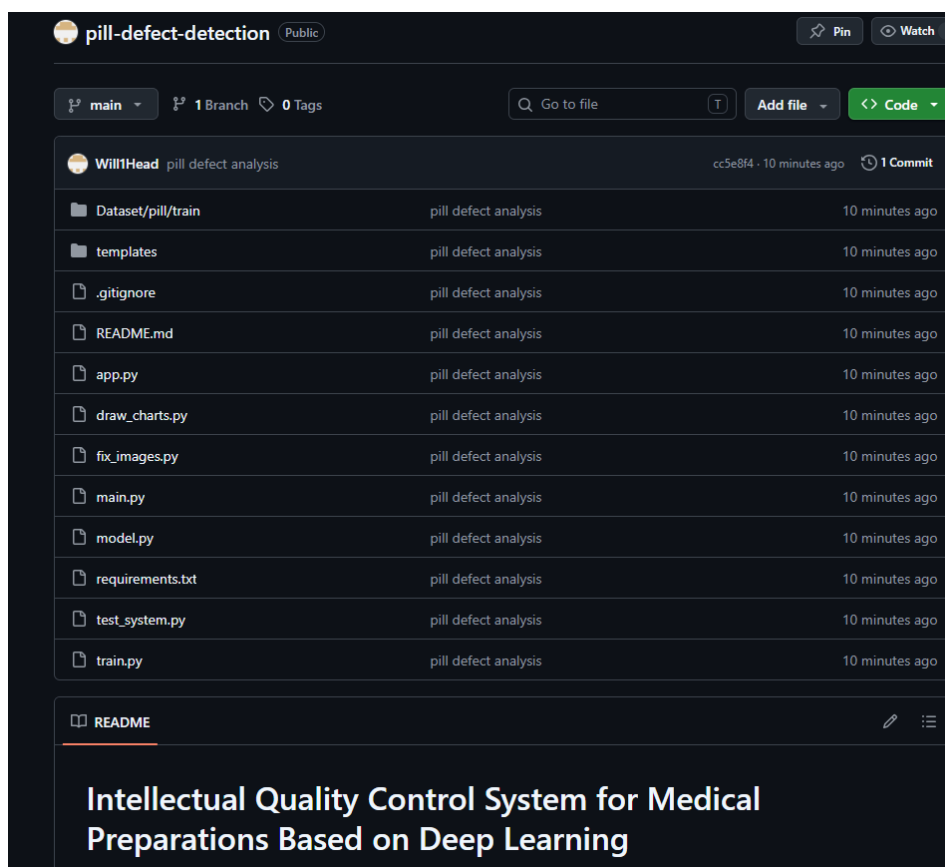


Рисунок А.1 – Головна сторінка відкритого репозиторію проєкту на платформі GitHub

Опис програмного забезпечення (структура README.md)

Назва проєкту: Intellectual Quality Control System for Medical Preparations Based on Deep Learning

Короткий опис: Енд-ту-енд рішення на базі комп'ютерного зору та глибокого навчання для автоматизованого контролю якості перпаратів. Система використовує архітектуру MobileNetV2 для виявлення дефектів виробництва, підтримує пакетний інференс, візуалізацію шарів моделі та генерацію звітів.

## **1. Функціональні можливості системи**

Пакетне завантаження та обробка: Одночасне завантаження декількох тестових зображень медичних препаратів через інтуїтивний веб-інтерфейс Flask.

Автоматична класифікація поверхонь: Детектування та розподіл стану пігулок за 3 цільовими класами: стандартна якість (GOOD), тріщини та сколи (CRACK), сторонні плями та забруднення оболонки (SPOT).

Компенсація дисбалансу даних: Стабілізація навчання нейромережі шляхом інтеграції автоматичного розрахунку ваг класів на етапі тренування моделі.

Пояснювальний ШІ (Explainable AI / XAI): Генерація теплових карт Grad-CAM для візуалізації зон, на які модель спиралася при прийнятті рішення.

Динамічне колірне кодування: Автоматична активація унікальних колірних карт (Colormaps) залежно від типу дефекту (зелено-жовта для норми, жовто-помаранчева для плям, контрастна червона для тріщин).

Генерація PDF-звітів: Автоматичне формування підсумкового документа (Inspection Report) із загальною статистикою, назвами файлів, точністю передбачення (confidence) та паралельним виведенням оригіналу і карти Grad-CAM.

## **2. Структура репозиторію**

app.py – головний файл веб-контролера, який містить маршрутизацію (Flask routes), логіку інференсу моделі та модуль експорту PDF.

train.py – скрипт конвеєра завантаження датасету, аугментації даних, налаштування ваг класів та навчання нейромережі MobileNetV2.

templates/ – директорія, що містить HTML-шаблони користувацького інтерфейсу системи.

requirements.txt – конфігураційний файл із фіксованими версіями необхідних зовнішніх Python-залежностей.

### **3. Технологічний стек (Stack)**

Мова програмування: Python 3.10+

Фреймворк веб-сервера: Flask

Комп'ютерний зір та ШІ: TensorFlow 2.x, Keras, OpenCV, Scikit-learn

Генерація документів: FPDF

Математичні обчислення: NumPy

### **4. Інструкція із локального запуску**

Клонувати репозиторій на локальну машину: `git clone https://github.com/Will1Head/pill-defect-detection.git`

Налаштувати віртуальне середовище та встановити залежності: `pip install -r requirements.txt`

Забезпечити наявність попередньо навчених ваг моделі, додавши файл `pill_model.keras` у кореневий каталог проєкту.

Запустити локальний сервер додатка: `python app.py`

Відкрити браузер за адресою `http://127.0.0.1:5000/`, завантажити тестові фотографії пігулок, натиснути кнопку аналізу та згенерувати звіт про інспекцію якості.

## Додаток Б

### Презентаційний матеріал

#### Кваліфікаційна робота бакалавра

Метод нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості

Виконав студент 4 курсу, групи КН- 22-2  
Костя **Возний**  
Керівник: асистент кафедри КН  
Ольга **ЗАЛУЦЬКА**

#### Актуальність

Автоматизація контролю якості лікарських засобів є важливою темою для сучасної фармацевтичної промисловості. Навіть незначні візуальні дефекти пігулок, такі як тріщини, відколи чи порушення цілісності оболонки, можуть призвести до зміни дозування діючої речовини, загрози здоров'ю пацієнтів та значних фінансових збитків компаній через вимушене відкликання цілих партій продукції з ринку.

Традиційні методи візуального контролю, що покладаються на людський фактор, мають серйозні обмеження через швидку фізіологічну втому операторів та суб'єктивність оцінки. За умов інтенсивного виробництва людське око втрачає концентрацію вже за короткий проміжок часу, що суттєво підвищує ризик пропуску бракованої продукції та підкреслює потребу впровадження об'єктивних комп'ютеризованих систем оцінки.

Завдяки розвитку технологій комп'ютерного зору, розробка інтелектуальних систем дозволяє проводити високоточний аналіз цифрових знімків готової продукції. Створення та оптимізація нейромережевих методів для розпізнавання дефектів на фотографіях є актуальним науково-практичним напрямом, який забезпечує надійну фіксацію браку, автоматичне ведення бази даних дефектів та гарантує суворий контроль якості медичних препаратів.

## Мета та задачі дослідження

**Об'єкт дослідження** – процес автоматизованого контролю якості лікарських засобів на основі аналізу цифрових зображень фармацевтичної продукції.

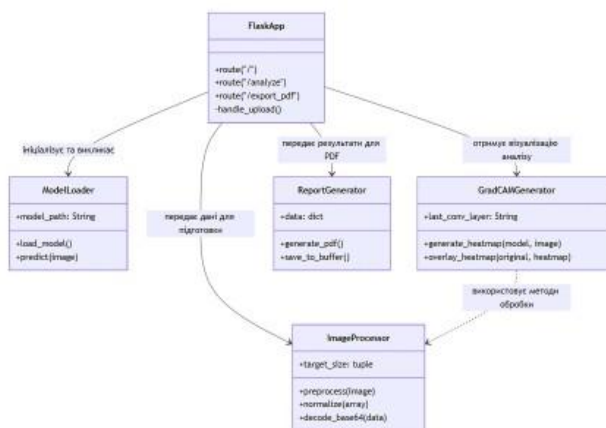
**Предмет дослідження** – методи та нейронні архітектури для ідентифікації та класифікації візуальних дефектів пігулок за фото

**Метою роботи** є підвищення надійності та точності процесу дефектоскопії у фармацевтичному виробництві шляхом розробки та впровадження методу нейронного аналізу зображень.

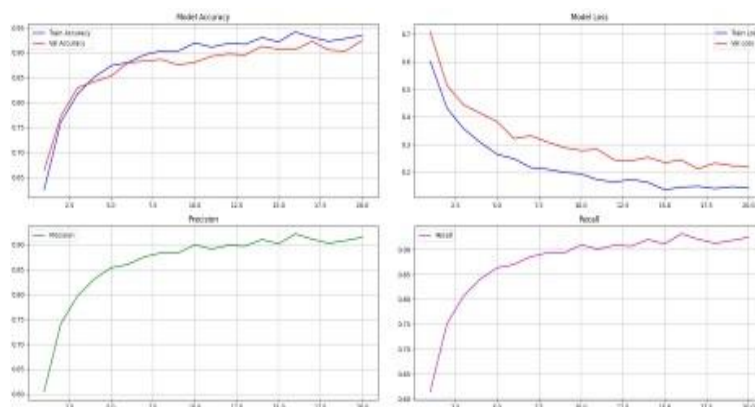
Для досягнення поставленої мети вирішено наступні завдання:

- Проведено аналіз сучасних методів візуального контролю та визначено обмеження існуючих рішень;
- Обґрунтовано вибір нейронних архітектур для ефективного розпізнавання пошкоджень на знімках;
- Сформовано репрезентативну базу цифрових зображень із різними типами дефектів поверхні пігулок;
- Розроблено програмну систему для попередньої обробки фото та виконання нейронного аналізу;
- Здійснено експериментальну оцінку точності розробленого методу та підтверджено його ефективність.

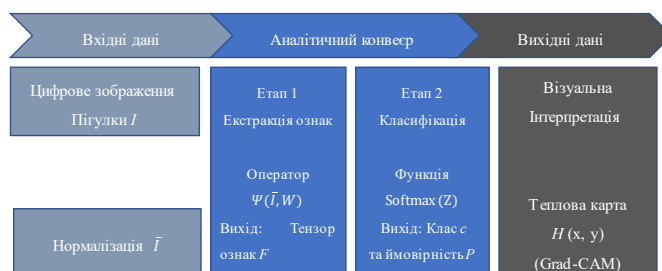
## Діаграма класів



## Результат статичного аналізу прогнозів



## Аналітичний конвеєр контролю якості



## Висновки

Розроблено та досліджено інтелектуальний метод оцінювання якості фармацевтичної продукції на основі комп'ютерного зору. Створений підхід дозволяє здійснювати автоматизований аналіз цифрових знімків пігулок, точно фіксуючи наявність дефектів поверхні, таких як тріщини, відколи та геометричні деформації, що повністю виключає суб'єктивність людського фактора та підвищує надійність дефектоскопії.

Розроблений метод продемонстрував високу ефективність під час класифікації браку за статичними фотографіями, забезпечуючи стабільну точність розпізнавання пошкоджень.

Подальші дослідження та розвиток проєкту будуть спрямовані на розширення бази цифрових знімків новими типами лікарських форм, оптимізацію швидкості обробки великих пакетів фотографій високої роздільної здатності, а також на впровадження додаткових методів глибокого навчання для розпізнавання дефектів при специфічних умовах освітлення та зйомки.



Thu Jun 18 10:19:33 EEST 2026, Петровський Сергій Степанович, Хмельницький національний університет, ХНУ

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

**Максимальне співпадіння з одним документом 2.0%**

Словники перевірки: UA, US, RU. **Помилко в документах: 12%**

ID: 275850 Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості Додано в БД: 2026-06-18 Автора: Костянтин ВОЗНИЙ Керівники: Ольга ЗАЛУЦЬКА Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	106643	823	4405 (4%)	53 (6%)

### 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:** Костянтин ВОЗНИЙ

**Співавтор:**

**Назва:** КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості

**Науковий керівник:** Ольга ЗАЛУЦЬКА, асистент. каф. КН

**Підрозділ:** Кафедра комп'ютерних наук

**Коефіцієнт подібності 1:** 4.5%

**Коефіцієнт подібності 2:** 2.26%

**Мікропробіли:** 1

**Заміна букв:** 5

**Інтервали:** 0

**Білі знаки:** 545

**Дата створення звіту:** 2026-06-17 21:35:34.0

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 процедурам. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2026-06-18

Дата

експерт

*Петровський С.Р. et al.*

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Метод нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості

Автор студент групи КН-22-2 Костянтин Возний

Освітня програма Комп'ютерні науки

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Науковий керівник: асистент каф. КН Ольга ЗАЛУЦЬКА

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 Костянтина Возного, 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: 2%;*

*- за системою StrikePlagiarism КПІ: 4.5%.*

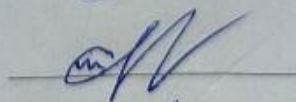
18.06.2025

Завідувач кафедри



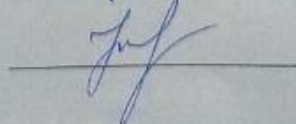
Олександр БАРМАК

Гарант освітньої програми



Олександр МАЗУРЕЦЬ

Керівник кваліфікаційної роботи



Ольга ЗАЛУЦЬКА



**ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА  
на кваліфікаційну роботу бакалавра**

студента *гр. КН-22-2 Возного Костянтина Михайловича*

за темою Метод нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості

**1. Актуальність теми**

Актуальність кваліфікаційної роботи зумовлена необхідністю автоматизації процесів контролю якості фармацевтичної продукції, зокрема виявлення дефектів пігулок за їх зображеннями. У сучасних умовах фармацевтичного виробництва важливо забезпечити швидке, об'єктивне та надійне виявлення зовнішніх пошкоджень продукції, оскільки дефекти поверхні, тріщини, плями або сколи можуть бути ознаками порушення технологічного процесу. Ручний візуальний огляд потребує значних часових витрат і залежить від людського фактора. Тому використання методів комп'ютерного зору, нейронних мереж та пояснювального штучного інтелекту є актуальним напрямом дослідження в межах спеціальності 122 «Комп'ютерні науки».

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

Кваліфікаційна робота відповідає предметній області спеціальності 122 «Комп'ютерні науки», оскільки пов'язана з розробленням та дослідженням нейромережевого методу аналізу зображень, побудовою інтелектуальної системи класифікації, використанням алгоритмів комп'ютерного зору та програмною реалізацією веборієнтованого застосування.

**3. Професійні та особистісні якості бакалавра**

Під час виконання кваліфікаційної роботи студент продемонстрував відповідальність, дисциплінованість, наполегливість та здатність самостійно організовувати дослідницьку й практичну діяльність. У процесі роботи він опрацював значний обсяг наукових і технічних джерел, дослідив сучасні підходи до автоматизованого контролю якості, проаналізував архітектури згорткових нейронних мереж, виконав підготовку набору даних, реалізував програмне забезпечення та провів експериментальне оцінювання результатів. Студент відповідально ставився до виконання поставлених завдань і своєчасно враховував рекомендації наукового керівника.

#### **4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи**

Основні результати, представлені у кваліфікаційній роботі, отримано студентом самостійно. Він виконав аналіз предметної області, сформулював задачу нейромережевого виявлення дефектів пігулок, розробив структуру методу, підготував набір зображень для навчання й тестування, здійснив програмну реалізацію системи та провів експериментальне дослідження її ефективності.

#### **5. Ступінь оволодіння методами дослідження**

У процесі виконання кваліфікаційної роботи студент продемонстрував належний рівень володіння сучасними методами наукового дослідження та практичними засобами комп'ютерних наук.

#### **6. Повнота та якість розкриття теми роботи**

Тему кваліфікаційної роботи розкрито повно та логічно. У роботі обґрунтовано актуальність дослідження, визначено об'єкт, предмет, мету та завдання, проведено аналіз предметної області, сучасних методів комп'ютерного зору та існуючих програмних рішень.

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

Кваліфікаційна робота характеризується логічною структурою та послідовним викладенням матеріалу. Зміст розділів узгоджений із поставленою метою та завданнями дослідження. Основні положення аргументовано результатами аналізу наукових джерел, математичною формалізацією та експериментальними даними. Роботу викладено у науковому стилі з використанням відповідної термінології комп'ютерних наук.

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

Практична цінність кваліфікаційної роботи полягає у можливості використання розробленої системи як допоміжного інструменту для автоматизованого контролю якості фармацевтичної продукції.

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

Враховуючи актуальність теми, якість виконання дослідження, практичну цінність розробленого програмного застосування та отримані експериментальні результати, кваліфікаційна робота бакалавра Возного Костянтина може бути допущена до захисту. Робота відповідає вимогам до кваліфікаційних робіт бакалавра за спеціальністю 122 «Комп'ютерні науки». Рекомендована оцінка – «Відмінно».

Керівник

асистентка каф. КН Ольга ЗАЛУЦЬКА



## РЕЦЕНЗІЯ

### на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента гр. КН-22-2 Возного Костянтина Михайловича

за темою: Метод нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото для автоматизованого контролю якості

#### 1. Актуальність обраної теми

Актуальність теми кваліфікаційної роботи зумовлена необхідністю підвищення ефективності контролю якості фармацевтичної продукції, зокрема автоматизації процесів виявлення дефектів пігулок за їх зображеннями. У сучасному фармацевтичному виробництві контроль зовнішнього вигляду лікарських засобів має важливе значення, оскільки наявність тріщин, плям, сколів або інших пошкоджень може свідчити про порушення технологічного процесу та впливати на якість продукції. Традиційний ручний візуальний огляд є трудомістким, залежить від людського фактора та не завжди забезпечує достатню швидкість і об'єктивність перевірки. Використання методів комп'ютерного зору, згорткових нейронних мереж та пояснювального штучного інтелекту дозволяє автоматизувати процес класифікації дефектів і зробити його більш точним, швидким та прозорим для користувача. Тому обрана тема є актуальною та відповідає сучасним напрямкам розвитку комп'ютерних наук.

#### 2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

У межах виконання кваліфікаційної роботи студент продемонстрував розуміння поставленої мети та послідовно виконав визначені завдання. Проведено аналіз предметної області, розглянуто особливості контролю якості фармацевтичної продукції, визначено основні візуальні ознаки дефектів пігулок. У роботі проаналізовано сучасні підходи до розв'язання задачі виявлення дефектів за зображеннями, обґрунтовано вибір нейромережевої архітектури MobileNetV2, сформовано набір даних, розроблено метод класифікації дефектів та реалізовано відповідну програмну систему. Також проведено експериментальне дослідження ефективності запропонованого методу. Отримані результати підтверджують досягнення мети роботи, що полягає у підвищенні якості контролю фармацевтичної продукції шляхом нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото.

#### 3. Зміст кожного розділу роботи

У першому розділі наведено характеристику предметної області, розглянуто особливості фармацевтичного виробництва, технологічні етапи виготовлення таблеток та основні види дефектів, які можуть виникати під час виробничого процесу. Також проаналізовано сучасні методи комп'ютерного зору, згорткові нейронні мережі, підходи до пояснювального штучного інтелекту та існуючі програмні рішення у сфері автоматизованого контролю якості. Другий розділ присвячено розробленню методу нейромережевого виявлення дефектів пігулок за фото. У ньому виконано математичну та алгоритмічну формалізацію задачі, описано використання архітектури MobileNetV2, функції Softmax, categorical cross-entropy та методу Grad-CAM для візуального пояснення

результатів класифікації. Okремо розглянуто підготовку вхідних даних, структуру датасету, метрики оцінювання та сценарій експериментального дослідження. У третьому розділі представлено програмну реалізацію запропонованого методу у вигляді веборієнтованого застосунку. Описано використані бібліотеки та фреймворки, зокрема Python, TensorFlow/Keras, OpenCV, Flask, FPDF та Chart.js. Наведено особливості роботи системи, зокрема завантаження зображень, попередню обробку, класифікацію пігулок за класами Good, Crack і Spot, формування теплових карт Grad-CAM та генерацію звітів. Також подано результати експериментального дослідження, матрицю сплутаності, метрики ефективності та порівняння обраної архітектури з іншими нейромережевими моделями.

#### 4. Оцінка розробленої інформаційної системи, її практична цінність

Розроблена інформаційна система забезпечує автоматизований аналіз зображень пігулок, визначення класу стану поверхні та формування пояснювальної візуалізації результатів. Система дозволяє класифікувати зображення за трьома класами: Good, Crack та Spot, відображати рівень впевненості моделі, будувати теплові карти Grad-CAM і формувати звіт за результатами перевірки партії. Практична цінність роботи полягає у можливості використання розробленої системи як допоміжного інструменту для автоматизованого контролю якості фармацевтичної продукції. Застосування такої системи дозволяє зменшити вплив людського фактора, пришвидшити процес перевірки, підвищити об'єктивність оцінювання та забезпечити наочне пояснення результатів роботи нейромережевої моделі.

#### 5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Кваліфікаційна робота має логічну структуру, матеріал викладено послідовно та відповідно до поставлених завдань. У роботі наведено необхідні схеми, таблиці, математичні формалізації, опис архітектури моделі, результати експериментів, матрицю сплутаності та порівняльний аналіз нейромережових архітектур. Пояснювальна записка загалом оформлена відповідно до вимог до кваліфікаційних робіт бакалавра, а стиль викладення відповідає характеру науково-технічної роботи.

#### 6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

До недоліків кваліфікаційної роботи можна віднести те, що експериментальне дослідження проведено на відносно обмеженому наборі зображень, тому для подальшого підвищення надійності системи доцільно розширити датасет більшою кількістю реальних виробничих знімків пігулок, отриманих за різних умов освітлення, ракурсів та якості зйомки.

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

Враховуючи актуальність теми, рівень виконання дослідження, практичну цінність створеної системи та отримані експериментальні результати, кваліфікаційна робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка – «відмінно».

Рецензент

