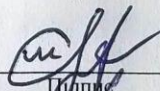


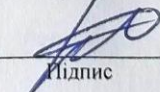
## КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

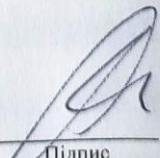
на тему Метод автоматизованого контролю за тютюнопалінням у публічних місцях з використанням глибокого навчання

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

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

Керівник: к.т.н., доц. каф. КН  Олександр МАЗУРЕЦЬ  
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 06 2025 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  
« 10 » 02 2025 року

### ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод автоматизованого контролю за тютюнопалінням у публічних місцях з використанням глибокого навчання»

2. Завдання видано студенту Ігорю Коку  
(Ім'я, прізвище)

3. Керівник роботи доцент кафедри КН Олександр Мазурець  
(посада, ім'я, прізвище)

4. Затверджено наказом університету від « 07 » 02 2025 р. № 23

5. Дата видачі завдання студенту: « 10 » 02 2025 р.

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

Метою роботи є підвищення точності автоматизованого виявлення тютюнопалінням у публічних місцях. Для досягнення цієї мети планується виконати такі завдання: здійснити аналіз предметної області щодо виявлення випадків тютюнопаління у публічних місцях; розробити метод автоматизованого контролю за тютюнопалінням у публічних місцях з використанням глибокого навчання; здійснити програмну реалізацію інтелектуальної системи виявлення тютюнопаління із використанням глибокого навчання; провести тестування розробленого методу з використанням розробленої інтелектуальної системи.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

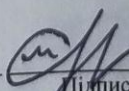
№	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи бакалавра	Термін виконання	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики кваліфікаційної роботи бакалавра з керівником, складання календарного графіка виконання	січень 2025	Виконано
2	Ознайомлення з предметною областю, формулювання мети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

Виконавець: студент групи КН-21-2  
Група виконавця

  
Підпис

Ігор КОК  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

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

  
Підпис

Олександр МАЗУРЕЦЬ  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

## Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод автоматизованого контролю за тютюнопалінням у публічних місцях з використанням глибокого навчання»

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студент групи КН-21-2  
Ігор Кок

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра: к.т.н., доц. каф. КН  
Олександр Мазурець.

Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

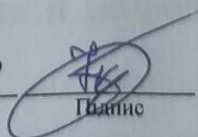
Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
53	19	2	46	3

Метою кваліфікаційної роботи є підвищення точності автоматизованого виявлення тютюнопалінням у публічних місцях. Результатом є розроблений метод контролю на основі алгоритмів комп'ютерного зору та глибоких нейронних мереж, а також його програмна реалізація у вигляді інтелектуальної системи.

Розроблена інтелектуальна система може бути використана в інфраструктурі систем відеоспостереження публічних місць, забезпечуючи автоматизоване виявлення порушень. Напрямками практичного використання розробленої інтелектуальної системи визначено автоматизований контроль за тютюнопалінням у публічних місцях з використанням глибокого навчання.

Ключові слова: автоматизований контроль, глибоке навчання, тютюнопаління, комп'ютерний зір.

Виконавець: студент групи КН-21-2  
Група виконавця

  
Підпис

Ігор КОК  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

## Зміст

Перелік скорочень .....	4
Вступ.....	5
Розділ 1 Характеристика предметної області: аналіз моделей, методів та реалізацій.....	7
1.1 Аналіз інформаційних моделей в області автоматизації контролю за тютюнопалінням у публічних місцях .....	7
1.2 Засоби автоматизованого виявлення тютюнопаління у публічних місцях ...	9
1.3 Аналіз існуючих програмних рішень щодо автоматизованого контролю за тютюнопалінням.....	10
1.4 Аналіз наукових досліджень в області автоматизованого контролю за тютюнопалінням.....	14
1.5 Мета та задачі кваліфікаційної роботи бакалавра .....	16
Розділ 2 Метод автоматизованого контролю за тютюнопалінням у публічних місцях з використанням глибокого навчання.....	17
2.1 Постановка проблеми .....	17
2.2 Схема та кроки методу автоматизованого контролю за тютюнопалінням у публічних місцях з використанням глибокого навчання.....	17
2.3 Проектна архітектура та взаємозв'язок компонентів інтелектуальної системи моніторингу тютюнопаління у громадських місцях .....	20
2.4 Підготовка датасету для інтелектуальної системи .....	24
2.5 Нейромережева архітектура для автоматизованого виявлення тютюнопаління .....	25
2.6 Особливості використання програмних розширень.....	28
2.7 Висновки до розділу 2 .....	29
Розділ 3 Експериментальне дослідження методу .....	31
3.1 Шляхи дослідження та інструменти розробки системи автоматизованого контролю за тютюнопалінням .....	31
3.2 Структура інтелектуальної системи виявлення тютюнопаління .....	32

3.3 Особливості реалізації та функціональних можливостей інтелектуальної системи виявлення тютюнопаління в громадських місцях .....	34
3.4 Результати досліджень .....	42
3.5 Висновки до розділу 3 .....	46
Загальні висновки.....	48
Перелік посилань.....	49
Додатки	

## Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
IT	Інформаційні технології
ВООЗ	Всесвітня організація охорони здоров'я
CNN	Convolutional Neural Network
ResNet	Residual Network
ViT	Vision Transformer
Grad-CAM	Gradient-weighted Class Activation Mapping
CLS-token	Classification Token
MHSA	Multi-Head Self-Attention
MLP	Multi-Layer Perceptron
OpenCV	Open Source Computer Vision Library
ROC	Receiver Operating Characteristic
avg	Average
API	Application Programming Interface
ПП	Програмний продукт
КН	Комп'ютерні науки
ХНУ	Хмельницький національний університет
AI	Artificial Intelligence
UML	Unified Modeling Language

## Вступ

Кваліфікаційна робота бакалавра присвячена підвищенню точності автоматизованого виявлення тютюнопаління у публічних місцях.

**Актуальність.** Проблема тютюнопаління в публічних місцях залишається однією з найактуальніших у сфері громадського здоров'я та безпеки. Незважаючи на наявність законодавчих обмежень, куріння у заборонених зонах – на зупинках, у громадському транспорті, парках, поблизу закладів освіти – продовжує мати місце. Це створює ризики не лише для курців, а й для оточуючих, які зазнають впливу пасивного куріння. Особливо важливо це питання постає у місцях масового скупчення людей, де навіть незначні порушення можуть призводити до серйозних наслідків для здоров'я населення.

Контроль за дотриманням заборони куріння здебільшого покладається на правоохоронні або муніципальні служби. Однак їхні можливості обмежені як у кількісному, так і в часовому аспектах. В умовах зростання навантаження на системи відеоспостереження, а також розширення мережі публічних просторів, виникає потреба в автоматизації процесів моніторингу та фіксації порушень.

Впровадження технологій комп'ютерного зору, зокрема моделей глибокого навчання, відкриває нові можливості для створення систем автоматичного нагляду. Нейронні мережі здатні аналізувати відеопотоки в режимі реального часу, ідентифікувати візуальні ознаки тютюнопаління – наприклад, наявність сигарети в руці, дим або характерні жести. Це забезпечує можливість створення систем, які здатні з високою точністю та швидкістю ідентифікувати факти куріння на відео або в зображеннях. Це не лише підвищує ефективність виявлення порушень, але й є важливим інструментом у запобіганні шкідливому впливу пасивного куріння, особливо в місцях масового скупчення людей.

Застосування таких інтелектуальних систем дозволяє швидко виявляти порушення, зберігати докази, автоматично формувати сповіщення

для відповідних служб і, як результат, підвищувати ефективність правозастосування.

**Об'єкт дослідження** – процес автоматизованого контролю за тютюнопалінням у публічних місцях.

**Предмет дослідження** – методи та технології глибокого навчання для автоматизованого контролю за тютюнопалінням у публічних місцях.

**Мета кваліфікаційної роботи бакалавра** полягає у підвищенні точності автоматизованого виявлення тютюнопалінням у публічних місцях.

**Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра** – виконати аналіз сучасних підходів до автоматизованого контролю за тютюнопалінням у публічних місцях із використанням технологій глибокого навчання. На основі результатів аналізу розробити метод автоматизованого контролю за тютюнопалінням у публічних місцях з використанням глибокого навчання. Реалізувати запропонований метод у вигляді інтелектуальної системи з метою виявлення випадків тютюнопаління. Провести тестування створеного методу з метою перевірки точності, стабільності та продуктивності в умовах, наближених до реального середовища.

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

### 1.1 Аналіз інформаційних моделей в області автоматизації контролю за тютюнопалінням у публічних місцях

Тютюнопаління залишається однією з ключових проблем громадського здоров'я, що має значний вплив на глобальну захворюваність та смертність [1]. За даними ВООЗ, щороку тютюн спричиняє понад 8 мільйонів випадків передчасної смерті, з яких приблизно 1,3 мільйона припадає на осіб, які не курять, але піддаються впливу вторинного тютюнового диму [2]. За результатами опитування [3], проведеного у 2024 році, показник поширеності тютюнопаління серед дорослого населення України становить 27,4%. При цьому, серед чоловіків частка курців досягає 40,0%, тоді як серед жінок цей показник складає 16,7% (рисунок 1.1).

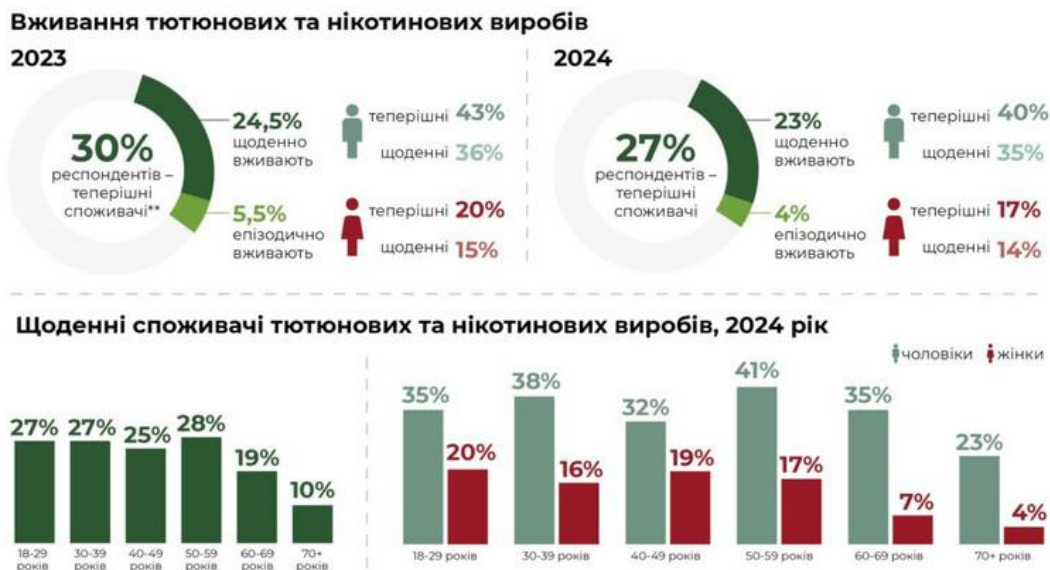


Рисунок 1.1 – Статистика поширеності тютюнопаління в Україні [4]

Куріння призводить до розвитку широкого спектра хронічних захворювань, включаючи онкологічні патології, передусім це рак легенів, серцево-судинні хвороби, хронічні обструктивні захворювання легень,

діабет 2 типу, імунні розлади, а також спричиняє зниження імунного захисту організму [5].

Серйозну загрозу становить пасивне тютюнопаління, оскільки людина, яка не палить, у закритому приміщенні вдихає значну кількість канцерогенів і токсичних сполук [6]. Наявність навіть короткочасного контакту з тютюновим димом асоціюється з підвищеним ризиком ішемічної хвороби серця, бронхіальної астми та раку [7].

З метою мінімізації впливу тютюнопаління на здоров'я громадян, в Україні Законом № 2899-IV [8] (з подальшими змінами 2022 року) введено заборону на куріння тютюнових виробів, електронних сигарет, систем нагрівання тютюну та кальянів у визначених громадських місцях, зокрема у закладах громадського харчування, медичних, освітніх установах, на транспорті та прилеглих територіях.

Однак, попри наявність законодавчих механізмів, дотримання заборони на куріння у публічних місцях залишається складним завданням, що часто потребує безперервного моніторингу. Традиційні засоби контролю, які спираються на діяльність правоохоронних органів або адміністративного персоналу, не здатні забезпечити постійне спостереження у всіх потенційно проблемних локаціях [9]. Це обумовлює потребу в автоматизації процесів контролю за допомогою сучасних інформаційних технологій.

Використання інформаційних технологій для вирішення задачі виявлення тютюнопаління у публічних місцях забезпечує підвищення ефективності моніторингу. Автоматизовані системи відеоспостереження у поєднанні з програмними засобами обробки зображень, забезпечують фіксацію поведінкових характеристик, що свідчать про куріння, в режимі реального часу. Це дозволяє скоротити час реагування та підвищити рівень дотримання законодавства.

Тому в умовах високої поширеності тютюнопаління та постійного зростання кількості населення, що зазнає впливу пасивного куріння, розробка та впровадження інформаційних систем для автоматизованого контролю за дотриманням антитютюнового законодавства є актуальним напрямом

дослідження. Ефективне застосування інформаційних технологій дозволить зменшити ризики для здоров'я населення та сприятиме формуванню безпечного середовища у публічному просторі.

## **1.2 Засоби автоматизованого виявлення тютюнопаління у публічних місцях**

Засоби автоматизованого виявлення тютюнопаління у публічних місцях розглядаються як ефективний інструмент контролю за дотриманням антитютюнового законодавства. Вони ґрунтуються на застосуванні систем комп'ютерного зору та аналітики даних, що дозволяє виявляти факти куріння та відповідно реагувати.

Такі системи базуються на застосуванні технологій комп'ютерного зору, машинного навчання та глибоких нейронних мереж. За допомогою відеокамер, встановлених у публічних просторах, формується потік даних, який аналізується програмними компонентами в реальному часі. Метою є ідентифікація типових ознак процесу куріння – наявності сигарети, диму, характерного положення руки. Основу програмної логіки таких систем становлять саме моделі глибокого навчання, які демонструють здатність точного виявлення візуальних ознак та їх динаміки.

Серед поширених архітектур глибокого навчання слід виділити згорткові нейронні мережі [10], які є основою більшості рішень у галузі комп'ютерного зору. Вони ефективно справляються із задачами класифікації зображень, виявлення об'єктів та сегментації. Проте класичні CNN мають низку обмежень, які ускладнюють їх застосування для задач виявлення тютюнопаління, оскільки вони працюють переважно з локальними ознаками, і їм складно враховувати глобальний контекст сцени [11].

Іншим прикладом є ResNet-мережі [12], які використовують залишкові зв'язки для полегшення навчання глибоких моделей. Вони мають більшу стабільність при тренуванні та здатні моделювати складніші ознаки, але

залежать від локальної згорткової природи обробки, що знижує їхню ефективність у задачах, де важливу роль відіграє глобальний просторовий контекст. Аналогічні обмеження характерні і для архітектур типу EfficientNet [13], які хоч і демонструють хороше співвідношення між точністю та обчислювальними витратами, однак у контексті завдань зі складними просторовими залежностями не завжди є оптимальними.

У сучасних системах комп'ютерного зору все частіше застосовуються трансформерні архітектури, зокрема Vision Transformer [13], які демонструють високу точність у розпізнаванні візуальних об'єктів завдяки моделюванню глобальних залежностей між пікселями з використанням механізму self-attention. ViT не використовує згортки, а розбиває зображення на патчі фіксованого розміру, які інтерпретує як послідовність, аналогічну токенам у задачах обробки природної мови [14]. Це дозволяє моделі навчатися на більших масштабах даних та краще враховувати контекст. У задачі виявлення тютюнопаління Vision Transformer має перевагу в здатності розпізнавати складні та слабо виражені візуальні ознаки, що є характерними для публічного простору з різною освітленістю, фоном та поведінковими варіаціями людей.

Отже, з огляду на актуальні дослідження у сфері комп'ютерного зору та глибокого навчання, для вирішення задачі автоматизованого виявлення фактів тютюнопаління доцільно обрати архітектуру Vision Transformer. Оскільки її використання забезпечить більшу гнучкість і точність при автоматизованому контролі за тютюнопалінням у публічних місцях та дозволить досягти високої точності розпізнавання і забезпечення стабільної роботи системи в умовах змінного зовнішнього середовища.

### **1.3 Аналіз існуючих програмних рішень щодо автоматизованого контролю за тютюнопалінням**

У сучасних умовах розвитку систем відеоспостереження та підвищеної уваги до проблеми тютюнопаління в громадських місцях виникає потреба у

впровадженні автоматизованих інтелектуальних рішень для виявлення таких порушень. На ринку програмних засобів вже існують систем, що частково орієнтовані на автоматичний відеоаналіз поведінки людей.

Одним із прикладів таких систем є IncoreSoft VEZHA™ Smoking Detection [15], яка інтегрується з платформою відеоспостереження Milestone XProtect (рисунок 1.2).

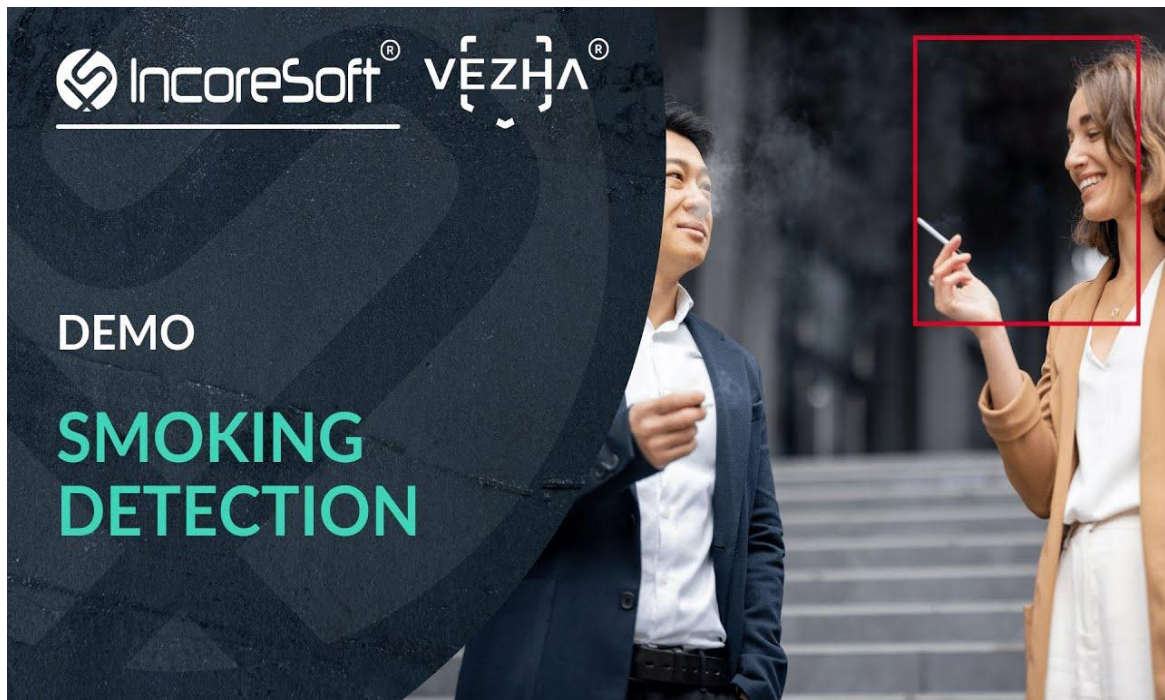
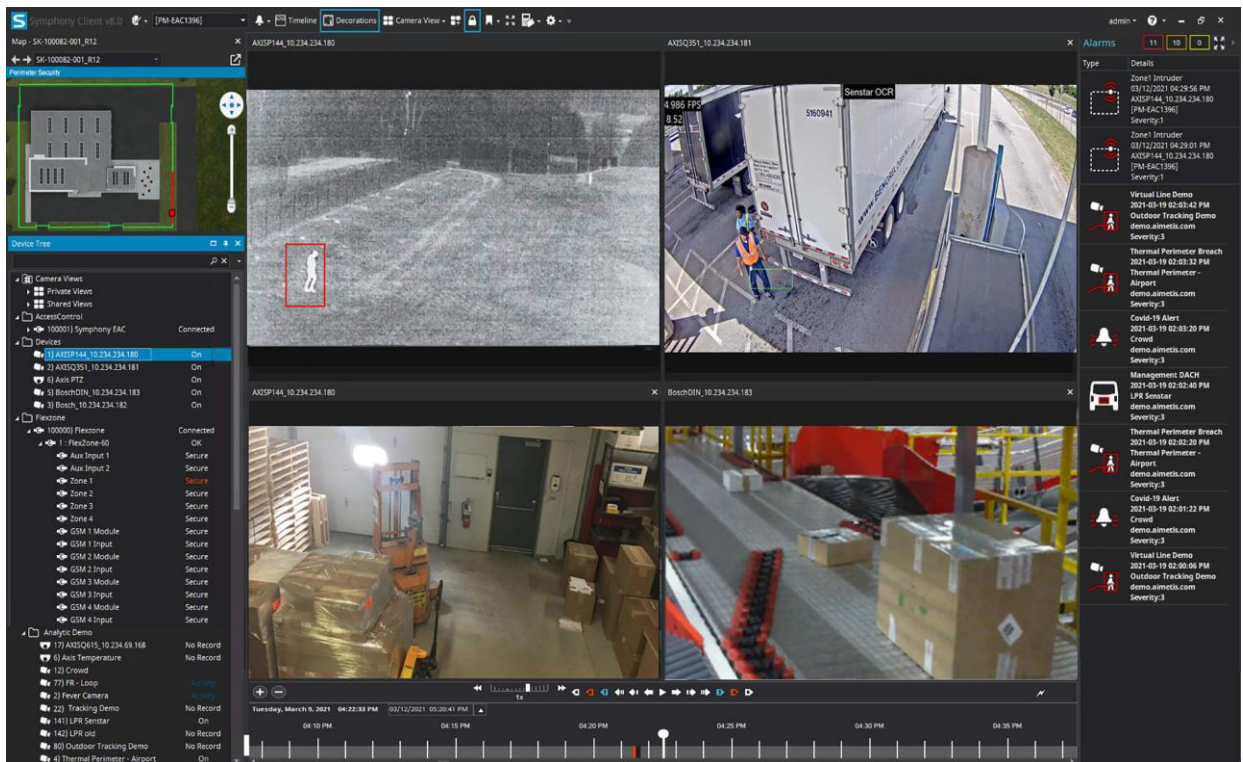


Рисунок 1.2 – Система Smoking Detection [16]

Система здатна розпізнавати дим, сигарету в руці, жести та інші, характерні ознаки для тютюнопаління. Продукт орієнтований на інтеграцію з системами відеоспостереження та підтримує сповіщення у реальному часі. Проте дана система вимагає інтеграції з комерційною платформою Milestone, що обмежує її доступність для невеликих громад або організацій. Крім того, вона не є відкритою для адаптації під індивідуальні потреби користувача, а ефективність її роботи значною мірою залежить від якості встановлених камер та умов освітлення.

Іншим прикладом системи відеоаналітики є Senstar Symphony [17], яка представляє собою модульну платформу для керування відеоспостереженням з

розширеними аналітичними можливостями. Система підтримує обробку відеопотоків у реальному часі з використанням моделей глибокого навчання, що забезпечує такі функції, як детекція руху, класифікація об'єктів за типом, виявлення вторгнень у контрольовані зони, інтеграція із системами контролю доступу, охорони периметра, а також об'єднання з іншими зовнішніми системами безпеки (рисуюнок 1.3).



Рисуюнок 1.3 – Приклад роботи Senstar Symphony [18]

Система застосовується на стратегічних об'єктах критичної інфраструктури, таких як енергетичні, транспортні та промислові комплекси. Платформа забезпечує високу масштабованість і адаптивність до вимог конкретного замовника. Однак, попри значний рівень технологічного розвитку, дана система не включає вбудованих механізмів або моделей штучного інтелекту, орієнтованих на автоматичне виявлення фактів тютюнопаління, що обмежує її застосування у завданнях поведінкового моніторингу у публічних місцях.

Ще одним прикладом подібного рішення є система AI-based Safety Monitoring [19], яка орієнтована на підвищення рівня безпеки в умовах промислового середовища шляхом автоматизованого виявлення порушень техніки безпеки. Серед ключових функцій – виявлення відсутності каски або засобів індивідуального захисту, контроль за проникненням у небезпечні зони, виявлення падінь працівників, несанкціонованих дій або інших форм ризикованої поведінки (рисунок 1.4).

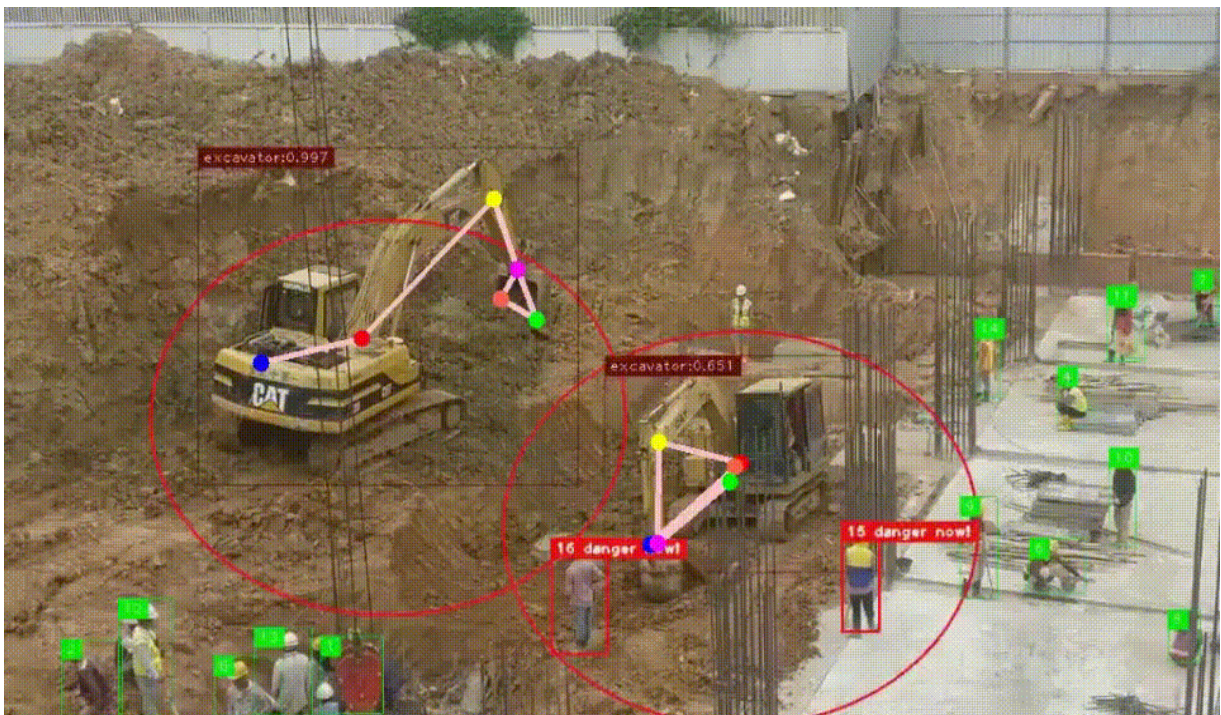


Рисунок 1.4 – Демонстрація відеоаналізу системою Safety Monitoring [20]

Оснoву системи становлять алгоритми комп'ютерного зору, які аналізують відеопотоки з камер у реальному часі, ідентифікують об'єкти та оцінюють контекст поведінки персоналу. Завдяки цьому система дозволяє оперативно реагувати на критичні події, підвищуючи загальний рівень безпеки на виробництві. Однак і ця система не має попередньо навчених моделей, здатних до детекції дій, пов'язаних із тютюнопалінням.

Отже, наведені програмні рішення демонструють високий рівень розвитку систем відеоаналітики та безпеки, однак відсутність спеціалізованих функцій для автоматизованого виявлення тютюнопаління підтверджує

актуальність розробки інтелектуальної системи, адаптованої до вирішення саме цієї задачі.

#### **1.4 Аналіз наукових досліджень в області автоматизованого контролю за тютюнопалінням**

Окрім існуючих програмних реалізацій, у сучасній науковій літературі також спостерігається зростаючий інтерес до розробки методів автоматизованого виявлення тютюнопаління з використанням цифрових зображень. Однією з актуальних тем досліджень є удосконалення алгоритмів глибокого навчання для підвищення точності розпізнавання відповідних об'єктів у складних візуальних умовах.

У дослідженні [21] запропоновано покращену версію алгоритму YOLOv5-small, адаптовану до задач виявлення сигарет на зображеннях із неструктурованим тлом та обмеженим розміром цільових об'єктів. Запровадження комбінованих трансформерних і пірамідальних архітектур дозволило досягти підвищеної точності та надійності в умовах візуальних перешкод, що підтверджується експериментальними результатами з precision 0.935 і recall 0.891.

Інше дослідження [22] присвячено впровадженню системи виявлення куріння в рамках концепції розумного міста. Методологічною основою обрано попередньо натреновану модель InceptionResNetV2, яку було адаптовано за допомогою трансферного навчання для класифікації зображень, що містять сцени куріння. Автори також розробили новий датасет, орієнтований на варіативні умови освітлення та локацій, що сприяє підвищенню достовірності результатів. Досягнута точність класифікації на рівні 0.969 свідчить про перспективність подібних систем для реального використання.

У дослідженні [23] розглянуто застосування мультимодальних моделей для виявлення непрямой або прихованої тютюнової реклами у мультимедійному контенті. Запропонована система поєднує аналіз візуальної інформації та

текстових супровідних даних, базуючись на архітектурах глибокого навчання, генеративних моделях та механізмах навчання з підкріпленням, що включають участь експертів. Такий підхід демонструє ефективність навіть за умов обмеженого обсягу навчальних прикладів, що є особливо важливим у контексті детекції неявних ознак куріння.

Окреме дослідження [24] присвячене систематичному огляду сучасних методів комп'ютерного зору для розпізнавання курців. У ньому було представлено аналіз існуючих нейромережевих архітектур, їх переваг і недоліків, а також огляд найбільш уживаних датасетів. У межах дослідження було створено спеціалізований набір даних CigDet, адаптований до задач виявлення сигарет. Найвищу результативність показала модель YOLOv9 із середньою точністю на рівні 83.5% (mAP). Крім того, запропоновано концепцію системи SURRONE, орієнтовану на моніторинг публічних просторів за допомогою дронів, з потенційною інтеграцією до систем охорони здоров'я.

У ще одній роботі [25] розглядається можливість автоматизованого виявлення візуального контенту, пов'язаного з електронними сигаретами, на прикладі платформи TikTok, що активно використовується молоддю. За допомогою моделі YOLOv7 було реалізовано виявлення вейпів, хмар пару та рук користувачів у кадрі. Точність класифікації досягала 0.929, а узагальнювальна здатність –  $F1 = 0.81$ . Ці результати свідчать про потенційну ефективність таких систем у боротьбі з поширенням порушень тютюнової політики в цифровому середовищі.

Дослідження [26] пропонує підхід до виявлення куріння у внутрішніх приміщеннях шляхом поєднання видимого та інфрачервоного спектрів із застосуванням архітектури YOLOv9. Такий метод базується на двоспектральному злитті даних і демонструє високу ефективність навіть за умов поганої видимості, що дозволяє досягти mAP@0.5 на рівні 0.958.

Проведений аналіз засвідчує, що, незважаючи на позитивні результати в окремих аспектах автоматизованого виявлення тютюнопаління, жодне з існуючих рішень не охоплює всіх вимог для ефективного моніторингу

громадських місць у реальному часі. Актуальність подальших наукових досліджень полягає не лише в пошуку нових архітектур або моделей, а й у розробці адаптивних рішень, здатних враховувати особливості реального середовища, візуальні перешкоди і необхідність роботи в режимі реального часу. У цьому контексті подальша розробка нової системи виявлення куріння із використанням сучасних трансформерних архітектур є обґрунтованою та перспективною.

### **1.5 Мета та задачі кваліфікаційної роботи бакалавра**

*Метою* кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення точності автоматизованого виявлення тютюнопалінням у публічних місцях.

Для досягнення мети, ставляться такі *задачі*:

- виконати аналіз предметної області автоматизації контролю за тютюнопалінням у публічних місцях;
- створити метод автоматизованого контролю за тютюнопалінням у публічних місцях з використанням глибокого навчання;
- виконати прикладну програмну реалізацію інтелектуальної системи моніторингу тютюнопаління у громадських місцях на основі розробленого методу;
- виконати дослідження методу автоматизованого контролю за тютюнопалінням у публічних місцях з використанням глибокого навчання.

## **Розділ 2 Метод автоматизованого контролю за тютюнопалінням у публічних місцях з використанням глибокого навчання**

### **2.1 Постановка проблеми**

Попри значні досягнення у виявленні куріння на основі глибокого навчання, існуючі методи часто стикаються з обмеженнями, пов'язаними з ефективністю на малих наборах даних і необхідністю адаптації до різноманітних умов експлуатації. Багато сучасних моделей глибокого навчання, зокрема ті, що застосовуються в комп'ютерному зорі, вимагають великих обсягів розмічених даних для досягнення високої точності, що ускладнює їх застосування в реальних умовах. Попри це, технічний потенціал трансферного навчання залишається недостатньо дослідженим в контексті специфічних завдань, до яких належить виявлення куріння у публічних місцях.

Виникає необхідність розробки стратегій для покращення адаптивності моделей глибокого навчання, таких як заморожування параметрів всіх шарів, крім фінального класифікатора, що дозволяє зберегти узагальнюючу здатність моделі, зменшуючи при цьому ризик перенавчання та покращуючи ефективність в умовах обмежених ресурсів.

Основне наукове питання полягає в тому, як трансферне навчання з використанням архітектури Vision Transformers може бути адаптоване до задачі виявлення куріння при обмежених обсягах даних, і чи зможе це призвести до підвищення точності детекції без ризику перенавчання. Відповідно, виникає необхідність не лише покращити точність виявлення куріння, але й перевірити, чи коректно нейромережа виділяє відповідні зони уваги на зображеннях.

### **2.2 Схема та кроки методу автоматизованого контролю за тютюнопалінням у публічних місцях з використанням глибокого навчання**

Метод автоматизованого контролю за тютюнопалінням у громадських місцях передбачає використання глибоких нейронних мереж для виявлення

факту куріння на зображеннях, отриманих із камер спостереження або інших відеоджерел. Його реалізація полягає в аналізі вхідного зображення за допомогою попередньо навченої нейромережевої моделі типу Vision Transformer, яка здатна автоматично розпізнавати характерні ознаки тютюнопаління. Загальна схема методу наведена на рисунку 2.1.

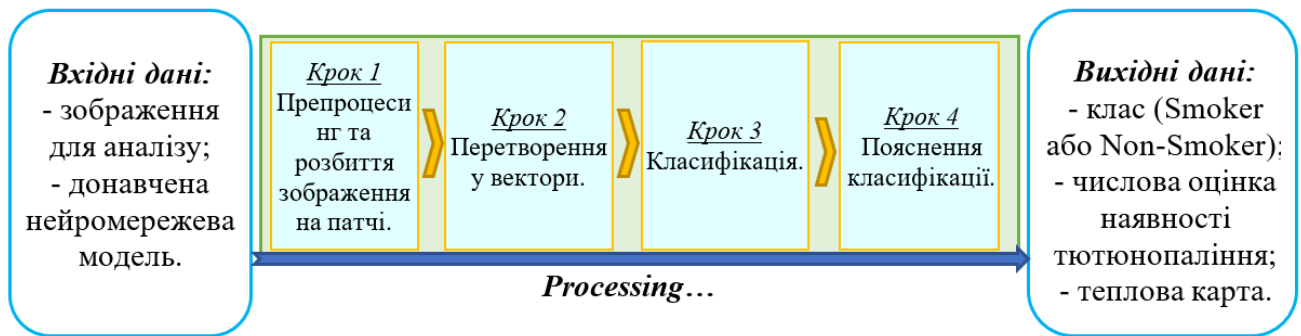


Рисунок 2.1 – Схема та кроки методу автоматизованого виявлення тютюнопаління

На початковому етапі здійснюється попередня обробка вхідного зображення. Дана процедура включає приведення його просторових розмірів до уніфікованого значення  $224 \times 224$  пікселів. Окрім того, проводиться нормалізація інтенсивності пікселів на основі статистичних параметрів, отриманих з масиву даних ImageNet, що забезпечує однорідність вхідних даних для подальшого аналізу нейронною мережею. Підготовлене зображення трансформується у формат тензора, структура якого відповідає вимогам вхідного шару архітектури ViT [27]. Подальшою операцією є автоматизоване розділення зображення на дискретні фрагменти розміром  $16 \times 16$  пікселів, що не мають перекриття. Кожен з виділених фрагментів готується до наступного етапу векторизації. Зазначена операція фрагментації є складовою архітектури ViT та реалізується за допомогою згорткового шару, який одночасно виконує функції сегментації та лінійного відображення кожного фрагмента.

На другому етапі кожен фрагмент зображення піддається лінійному проектуванню з метою його перетворення у вектор фіксованої розмірності. Отримані вектори формують послідовність, до якої додається інформація про

просторове розташування кожного фрагмента у вихідному зображенні. Згенерована послідовність обробляється трансформерним енкдером, що використовує механізми багатоголової уваги для встановлення та аналізу кореляцій між різними просторовими областями зображення. Результатом даного етапу є формування узагальненого векторного представлення всього зображення, іменованого токеном класифікації, який акумулює релевантну інформацію, виявлену на попередніх етапах.

Векторне представлення зображення, отримане на попередньому етапі, передається до фінального лінійного шару нейронної мережі. Даний шар пройшов попереднє навчання для виконання завдання бінарної класифікації. На виході формується числове значення – логіт, що відображає ймовірність належності зображення до класу, який характеризує наявність тютюнопаління у публічних місцях. Для перетворення логіта в ймовірність застосовується сигмоїдна функція активації [28], яка обчислюється за формулою:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}, \quad (2.1)$$

де  $e$  – основа натурального логарифма,  $x$  – логіт, тобто необмежене по значенню числове передбачення моделі до застосування функції активації.

Модель генерує числове значення, яке шляхом порівняння з встановленим порогом (у даному дослідженні – 0.5) класифікується як «Smoker» (значення  $\geq 0.5$ ) або «Non-Smoker» (значення  $< 0.5$ ). Таким чином, модель автоматично класифікує зображення, видаючи простий, але інформативний результат.

Оскільки важливо не лише отримати результат, але й зрозуміти, чому модель прийняла те чи інше рішення, застосовується метод Grad-CAM [29]. Цей метод дозволяє створити теплову карту – графічну візуалізацію, яка показує, які області зображення найбільше вплинули на результат. У випадку використання ViT, карта важливості створюється на основі градієнтів, що проходять через шар проєкції патчів. У підсумку, користувач отримує оригінальне зображення з накладеною теплою картою, де яскраві області вказують на ділянки, які є

важливими для моделі при виявленні куріння. Таким чином, метод не лише сприяє підвищенню точності автоматизованого виявлення тютюнопалінням у публічних місцях, а й дозволяє отримати довіру до рішень, наданих ШІ.

Результатами роботи методу є визначений клас зображення, числова оцінка ймовірності наявності ознак тютюнопаління, а також інтерпретаційна теплова карта, що відображає вагомість різних ділянок зображення для прийнятого рішення.

### **2.3 Проектна архітектура та взаємозв'язок компонентів інтелектуальної системи моніторингу тютюнопаління у громадських місцях**

У сучасних умовах зростання вимог до громадської безпеки, створення ефективних інтелектуальних систем моніторингу набуває особливої актуальності. У контексті контролю за дотриманням антитютюнового законодавства важливим завданням є розробка архітектурних рішень, здатних забезпечити стабільну, масштабовану та точну роботу в умовах динамічного середовища. Проектна архітектура системи визначає її функціональні можливості, принципи взаємодії між окремими компонентами та загальну ефективність реалізації.

Запропонована архітектура реалізована у вигляді сукупності взаємопов'язаних функціональних підсистем, кожна з яких виконує чітко визначену роль. Такий підхід забезпечує тісну взаємодію компонентів та сприяє підвищенню ефективності системи загалом. Загальна схема взаємозв'язків між основними модулями наведена на рисунку 2.2.

Процес побудови інтелектуальної системи моніторингу тютюнопаління у публічних місцях розпочинається з підсистеми навчання нейронних моделей, яка є фундаментом для подальшого автоматизованого виявлення куріння. Цей компонент відповідає за створення, оптимізацію та адаптацію моделей глибокого навчання, що здійснюють класифікацію зображень. Саме тут відбувається збір і

підготовка навчальних даних, вибір архітектури мережі та налаштування параметрів для досягнення максимальної точності розпізнавання.



Рисунок 2.2 – Схема зв'язків між основними модулями ІС

Підготовлені моделі використовуються у наступній підсистемі – підготовки та попередньої обробки зображень, яка забезпечує стандартизацію вхідних даних. На цьому етапі зображення проходять перевірку на відповідність формату, коректність розмірів і якість, а також трансформацію у формат, що відповідає вимогам нейронної мережі. Такий підхід гарантує, що подальший аналіз виконуватиметься на якісних і однорідних даних, що суттєво підвищує надійність та ефективність роботи системи.

Отримані після обробки дані передаються до підсистеми аналізу зображень. Навчена згорткова нейронна мережа аналізує вхідні дані, класифікуючи зображення за ймовірністю присутності або відсутності курця. На цьому етапі також формується теплова карта, що накладається на зображення та показує, які саме ділянки візуального матеріалу були найбільш інформативними для моделі.

Результати обробки передаються до підсистеми прийняття рішень. Тут система інтерпретує дані моделі, включаючи ймовірність класифікації та теплові карти, для формування чіткого висновку. Підсистема не лише визначає категорію, але й надає ступінь впевненості у прийнятому рішенні.

Завершує процес підсистема виведення результатів, яка забезпечує відображення всіх отриманих даних для користувача. Разом із класифікаційним висновком система демонструє зображення з накладеною тепловою картою, що дозволяє зрозуміти, на яких фрагментах зображення фокусувалася модель.

Таким чином, кожна підсистема не лише виконує окрему функцію, але й передає на наступний етап важливу інформацію, що дозволяє підтримувати безперервність та якість аналізу.

Щоб продемонструвати повний цикл обробки зображення – від моменту його надсилання користувачем до отримання результату на рисунку 2.3 представлено діаграму послідовності.

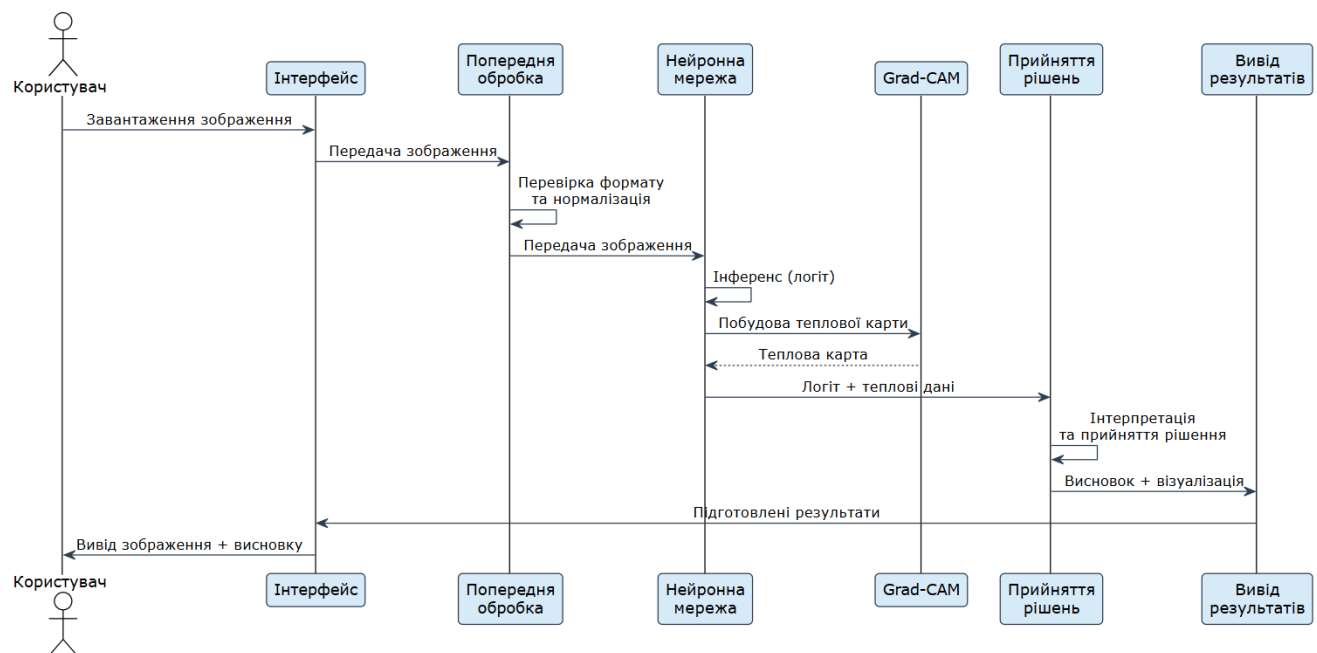


Рисунок 2.3 – Діаграма послідовності автоматизованого виявлення тютюнопаління

Процес функціонування системи розпочинається з дії користувача, який здійснює аналіз шляхом завантаження зображення до системи. Інтерфейс

користувача приймає ці вхідні дані та здійснює їх передачу до модуля попередньої обробки. На цьому етапі виконується комплексна підготовка зображення, що включає перевірку його формату, якості та відповідності розмірам. Після базової валідації зображення проходить масштабування та нормалізацію. Це важливий етап для забезпечення відповідності даних та гарантування однорідності вхідних даних для подальшого аналізу.

Після завершення підготовки, оброблене зображення передається до нейронної мережі. Тут виконується інференс – процес обчислення ймовірності наявності ознак тютюнопаління на зображенні. Паралельно з класифікацією, система виконує генерацію теплової карти за допомогою методології Grad-CAM. Ця карта являється інструментом візуалізації, що дозволяє відобразити області зображення, які були найбільш вагомими для прийняття рішення моделлю. Такий підхід значно підвищує прозорість та пояснюваність отриманих результатів, даючи розуміння чому модель зробила певний висновок.

Згенеровані дані та теплові зображення, передаються до модуля прийняття рішень, де здійснюється інтерпретація отриманої інформації: логіти трансформуються в ймовірності, а теплові карти аналізуються для підтвердження висновку.

Завершальним етапом є передача узагальнених результатів до модуля виведення. Цей модуль готує дані для відображення, після чого інтерфейс користувача отримує відповідну інформацію. Для користувача це включає в себе не лише теплову карту, накладену на оригінальне зображення, але й чіткий текстовий висновок щодо виявленої ситуації. Такий підхід забезпечує, що користувач отримує не просто класифікацію, а й візуальне та текстове пояснення рішення системи.

Таким чином діаграма послідовності демонструє цілісну, послідовну та основну логіку функціонування системи, де кожен компонент виконує чітко визначені функції, які разом формують комплексну систему аналізу та ухвалення рішень.

## 2.4 Підготовка датасету для інтелектуальної системи

Під час розробки інтелектуальної системи виявлення тютюнопаління важливою складовою є підготовка якісного набору даних для навчання та тестування моделі. Пошук відповідного датасету здійснювався на міжнародній платформі Kaggle [30], яка спеціалізується на обміні наборами даних у сфері машинного навчання. Вибір цієї платформи був зумовлений її надійністю, перевіреністю даних та широким вибором тематичних корпусів зображень.

У ході аналізу доступних матеріалів було обрано датасет під назвою «Smoker Detection \[Image] Classification Dataset» [31]. Цей набір містить 1120 зображень, які рівномірно поділені на дві категорії: «Smoker» та «Non-smoker». Така симетрія дозволяє уникнути зміщення моделі на етапі навчання та сприяє формуванню збалансованих рішень.

До категорії «Smoker», яка відповідає класу курців, належать зображення осіб, які тримають сигарети або інші тютюнові вироби, а також сцен із процесом куріння (рисунок 2.4).

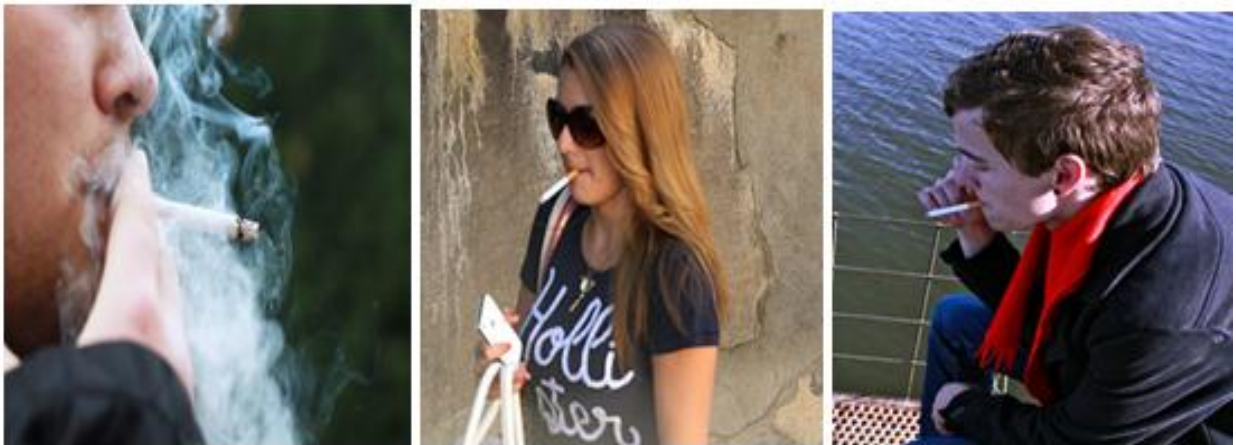


Рисунок 2.4 – Приклади зображень з класу «Smoker» [31]

Для категорії «Non-smoker», що являє собою клас некурців, підібрані зображення людей у повсякденних ситуаціях без ознак куріння. При цьому частина фото містить пози або жести, візуально схожі на акт паління, що

ускладнює завдання розпізнавання й спонукає модель до аналізу більш глибоких візуальних ознак (рисунок 2.5).

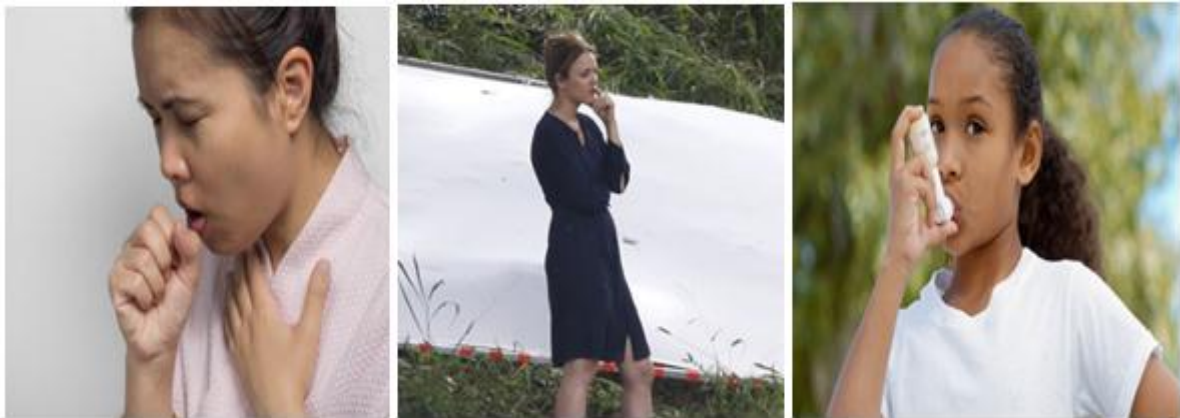


Рисунок 2.5 – Приклади зображень з класу «Non-smoker» [31]

З метою ефективного навчання всі зображення були уніфіковані за роздільною здатністю відповідно до вимог нейромережевої архітектури. Датасет було попередньо структуровано на три підмножини. Основну частину даних становить навчальна вибірка (70%), яка слугує для побудови моделей і налаштування її параметрів. Частина зображень виділена для валідації (15%), що дозволяє контролювати проміжні результати та своєчасно виявляти помилки або ознаки перенавчання. Тестова частина (15%), яка не використовується в процесі навчання, дає змогу провести фінальну об'єктивну оцінку якості розпізнавання на нових даних.

Отже, підготовлений датасет забезпечує усі необхідні передумови для побудови точної та надійної інтелектуальної системи. Збалансованість категорій, наявність складних для класифікації зразків та технічна відповідність формату зображень дозволили реалізувати якісне машинне навчання.

## **2.5 Нейромережева архітектура для автоматизованого виявлення тютюнопаління**

Для реалізації інтелектуальної системи, здатної автоматично виявляти ознаки тютюнопаління на зображеннях, була обрана нейромережева архітектура

моделі ViT (рисунок 2.5). Застосування цієї моделі обумовлене її високою точністю в задачах комп'ютерного зору, а також здатністю до аналізу просторових залежностей між фрагментами зображення.

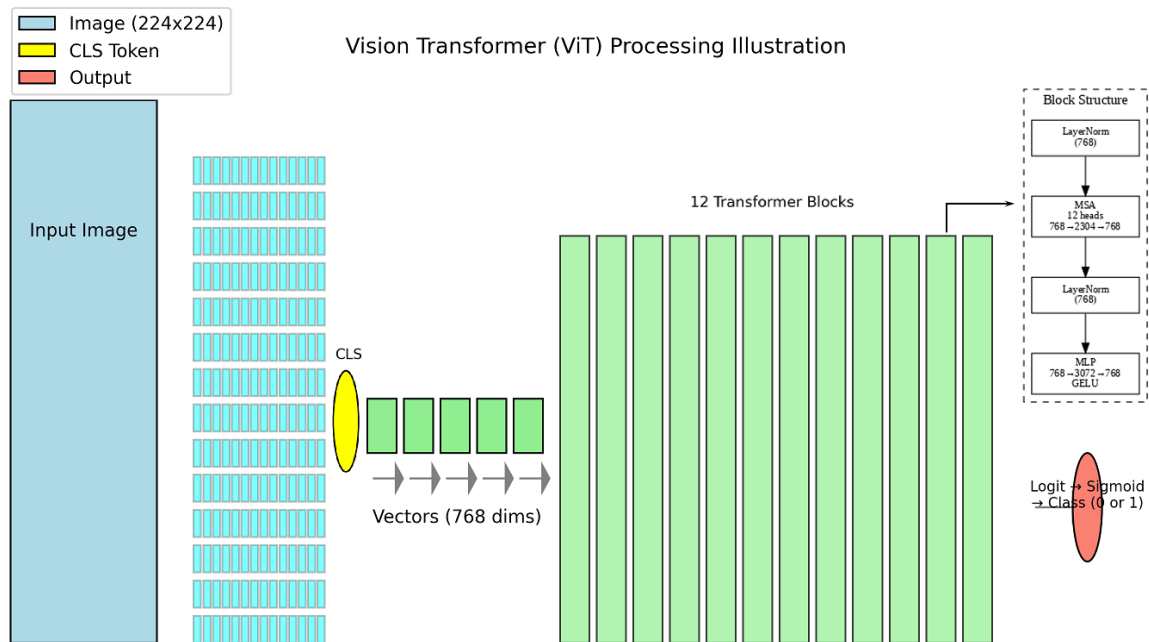


Рисунок 2.5 – Архітектура нейромережі ViT

На вхід моделі подається зображення розміром  $224 \times 224$  пікселів, яке попередньо масштабоване та нормалізоване відповідно до статистичних характеристик ImageNet [32] – великого набору даних, на якому модель була попередньо навчена. Перед обробкою зображення розбивається на 196 однакових фрагментів розміром  $16 \times 16$  пікселів. Кожен із них проходить через згортковий шар, який виконує лінійне перетворення та формує вектори ознак фіксованої довжини (768), що слугують вхідними елементами для наступних трансформерних блоків.

До послідовності векторів додається спеціальний CLS-token [33], який збирає глобальну інформацію з усього зображення. У результаті формується набір із 197 векторів, які передаються до трансформерного енкодера. Ось розширений варіант абзацу з поясненням MHSA та MLP у відповідному контексті:

Цей енкодер складається з 12 ідентичних блоків, кожен із яких містить модуль MHSA[34] та багат шарову перцептронну мережу MLP [35], а також механізми нормалізації, що підвищують стабільність і збіжність під час навчання. Модуль MHSA реалізує механізм багатоголового самоуваги, який дозволяє моделі паралельно зважувати інформацію з різних позицій вхідної послідовності, забезпечуючи глибше захоплення контексту і просторових залежностей між патчами зображення. MLP у цьому контексті виконує роль нелінійного перетворювача ознак і дозволяє моделі виявляти складні залежності між представленими ознаками після обробки через блок самоуваги.

Особливістю трансформерної архітектури [36] є її здатність виявляти взаємозв'язки між віддаленими ділянками зображення. Це важливо для задачі розпізнавання куріння, адже на фото відповідні ознаки можуть бути розташовані в різних частинах кадру.

Після проходження всіх блоків трансформера оновлений CLS-token передається до фінального шару – лінійної проєкції, яка генерує єдине числове значення. Це значення перетворюється у ймовірність за допомогою сигмоїдної функції активації. Якщо результат перевищує поріг у 0.5, система класифікує зображення як таке, що містить ознаки тютюнопаління. У протилежному випадку – як зображення без таких ознак.

Для підвищення ефективності навчання та зменшення витрат на обчислення, в моделі було застосовано часткову заморозку параметрів. Це означає, що змінюються лише ваги класифікаційного шару, тоді як решта параметрів залишаються незмінними. Такий підхід дозволяє скоротити час навчання та уникнути перенавчання.

Важливу роль у побудові ефективної системи відіграє також попередня обробка зображень. Масштабування дозволяє уніфікувати вхідні дані, а техніки аугментації – такі як горизонтальне відображення, зміна кольорової гами, яскравості та контрасту – сприяють збільшенню різноманітності тренувального набору. Це дозволяє моделі краще адаптуватися до реальних умов, у яких можуть бути зроблені знімки. Нормалізація каналів кольору зменшує

варіативність у масштабах піксельних значень, що позитивно впливає на стабільність оптимізаційного процесу.

Таким чином, запропонована нейромережева архітектура, яка базується на моделі ViT, демонструє здатність до розпізнавання візуальних ознак куріння навіть на складних і неоднозначних зображеннях. Комплексний підхід до обробки даних, ефективна організація навчання та використання трансформерної структури забезпечують надійність та точність розробленої системи у виявленні тютюнопаління у публічних місцях.

## **2.6 Особливості використання програмних розширень**

Розробка інтелектуальної системи виявлення тютюнопаління базується на сучасних інструментах глибокого навчання та засобах наукової обробки зображень, що значно розширює функціональні можливості застосунку.

Основою для побудови нейронної архітектури є бібліотека TensorFlow [37], яка слугує потужним фреймворком для реалізації обчислювальних графів та моделювання складних машинних моделей. Задіяний високорівневий API Keras [38] забезпечив зручний інтерфейс для конструювання та навчання моделі ViT. Це дало змогу налаштовувати ключові параметри, такі як розміри зображень, кількість блоків перетворення, параметри оптимізації та інші структурні характеристики. Це сприяло адаптації моделі до конкретних особливостей навчального датасету та покращенню якості класифікації.

Для пояснення рішень, що приймаються нейронною мережею, у системі реалізована техніка Grad-CAM [39]. Застосування Grad-CAM дало змогу побудувати теплові карти, які відображають просторові області зображення, що мали найбільший вплив на класифікацію. Реалізація Grad-CAM здійснювалася шляхом побудови індивідуального обчислювального графа з використанням механізмів автоматичного диференціювання, доступних у TensorFlow, що дозволило безпосередньо обчислювати градієнти по проміжних шарах моделі [40].

Візуалізація результатів, включаючи побудову теплових карт та накладення їх на вхідні зображення, реалізована із використанням бібліотек Matplotlib [41] та OpenCV [42]. Зокрема, Matplotlib застосовувалась для формування кольорових представлень активацій, тоді як OpenCV забезпечувала попіксельне злиття оригінального зображення з відповідною картою уваги, а також постобробку.

У сукупності використані бібліотеки дозволили створити гнучку та ефективну інтелектуальну систему комп'ютерного зору, здатну до масштабування та подальшого вдосконалення залежно від змін середовища застосування та вимог користувача.

## **2.7 Висновки до розділу 2**

У ході виконання другого розділу було розроблено метод автоматизованого виявлення тютюнопаління у публічних місцях, який базується на застосуванні сучасних підходів глибокого навчання та комп'ютерного зору.

Було запропоновано концептуальну модель автоматизованого виявлення тютюнопаління, яка передбачає поетапну обробку зображень за допомогою глибоких нейронних мереж. Описано алгоритм функціонування системи, що охоплює етапи попередньої обробки, аналізу, класифікації та виведення результатів.

Розроблено і графічно представлено проєктну архітектуру системи. Архітектура побудована у вигляді взаємопов'язаної структури з п'яти основних підсистем: навчання моделей, попередньої обробки, аналізу, прийняття рішень та виведення результатів. Була створена діаграма послідовності, яка ілюструє інформаційні зв'язки між окремими модулями, що дозволяє чітко відслідковувати логіку обробки даних та передачу результатів між підсистемами.

Описано процес вибору та підготовки навчального датасету, що є важливим етапом при реалізації проєктів. Обґрунтовано доцільність

використання збалансованих наборів даних для уникнення перенавчання та покращення узагальнюючої здатності моделі.

Докладно розглянуто архітектуру нейромережі для автоматизованого виявлення тютюнопаління – Vision Transformer, яка завдяки механізмам уваги здатна більш гнучко аналізувати просторові особливості зображень порівняно з традиційними згортковими мережами. Описано структуру мережі, налаштування гіперпараметрів.

Описано використані програмні бібліотеки та інструменти. Основу реалізації склала бібліотека TensorFlow разом із її високорівневим API Keras, що забезпечили гнучкість у побудові, тренуванні та валідації моделі. Для пояснення результатів використано техніку Grad-CAM, яка була реалізована за допомогою автоматичного диференціювання у TensorFlow. Для візуалізації результатів застосовано бібліотеки Matplotlib та OpenCV, що забезпечили зручну інтеграцію графічного інтерфейсу з результатами класифікації.

Таким чином, у межах другого розділу було розроблено комплексну архітектуру інтелектуальної системи. Отримані результати та реалізовані підходи можуть бути використані як основа для подальшого розвитку автоматизованих систем громадської безпеки, спрямованих на дотримання законодавчих норм та захист здоров'я населення.

## Розділ 3 Експериментальне дослідження методу

### 3.1 Шляхи дослідження та інструменти розробки системи автоматизованого контролю за тютюнопалінням

Процес реалізації системи автоматизованого контролю за тютюнопалінням у публічних місцях здійснювався із використанням мови програмування Python [43], яка завдяки своїй гнучкості та наявності розвиненого екосистемного середовища є доцільною для реалізації інтелектуальних моделей. В якості серверного фреймворку обрано Flask [44], що забезпечує легку інтеграцію глибокого навчання з веб-інтерфейсами. Для розробки та налагодження програмного коду використовувалось інтегроване середовище PyCharm [45], яке забезпечує зручне управління проєктною структурою та полегшує процес налагодження й тестування.

Розроблена система має на меті забезпечення точного виявлення порушень правил тютюнопаління у публічному просторі шляхом застосування методів глибокого навчання, зокрема трансформерних архітектур. Основним завданням є аналіз зображень з камер відеоспостереження або завантажених користувачами, з подальшою ідентифікацією випадків тютюнопаління.

До ключових функціональних компонентів системи належать:

- завантаження зображення через інтерфейс користувача;
- попередня обробка даних, включно з нормалізацією та переведенням у відповідний формат для моделі;
- аналіз вхідного зображення за допомогою нейронної мережі ViT;
- генерація теплових карт для пояснення класифікаційного результату;
- прийняття рішення щодо наявності або відсутності тютюнопаління;
- виведення результату у формі зображення з візуалізацією ймовірностей та пояснень.

Для забезпечення достовірної оцінки працездатності системи, у межах даного розділу розглядаються шляхи проведення дослідження, спрямованого на кількісне вимірювання точності та надійності розробленої моделі. Для

досягнення об'єктивної оцінки продуктивності моделі у процесі дослідження використовуються наступні кількісні показники.

– Accuracy. Показник, який демонструє відсоток правильно класифікованих прикладів серед усіх вхідних даних. Незважаючи на поширеність, він може бути нечутливим до розбалансованості класів, тому в роботі доповнюється іншими метриками.

– Precision. Показує частку правильних позитивних передбачень серед усіх випадків, коли система передбачила позитивний клас. У даному контексті, це співвідношення між кількістю правильно виявлених випадків тютюнопаління до загальної кількості усіх виявлених.

– Recall. Визначає, яка частина фактичних позитивних прикладів була правильно класифікована системою. Показник демонструє здатність моделі не пропускати реальні випадки тютюнопаління. Це особливо важливо для забезпечення ефективного моніторингу у динамічному середовищі громадських місць.

– F1-score. Гармонічне середнє між precision та recall. Дає збалансовану оцінку ефективності, особливо в умовах нерівномірного розподілу класів. Застосовується для комплексного розуміння ефективності моделі у виявленні порушників.

Застосування сукупності наведених метрик забезпечує не лише кількісну оцінку її ефективності, а й дає змогу виявити потенційні недоліки у певних аспектах роботи моделі для подальших ітерацій з оптимізації та вдосконалення функціональності.

### **3.2 Структура інтелектуальної системи виявлення тютюнопаління**

З метою структурованого подання інтелектуальної системи виявлення тютюнопаління було розроблено діаграму класів, яка наведена на рисунку 3.2. Ця діаграма відображає логічні взаємозв'язки між ключовими компонентами системи, їхню функціональну відповідальність та ієрархію успадкування.

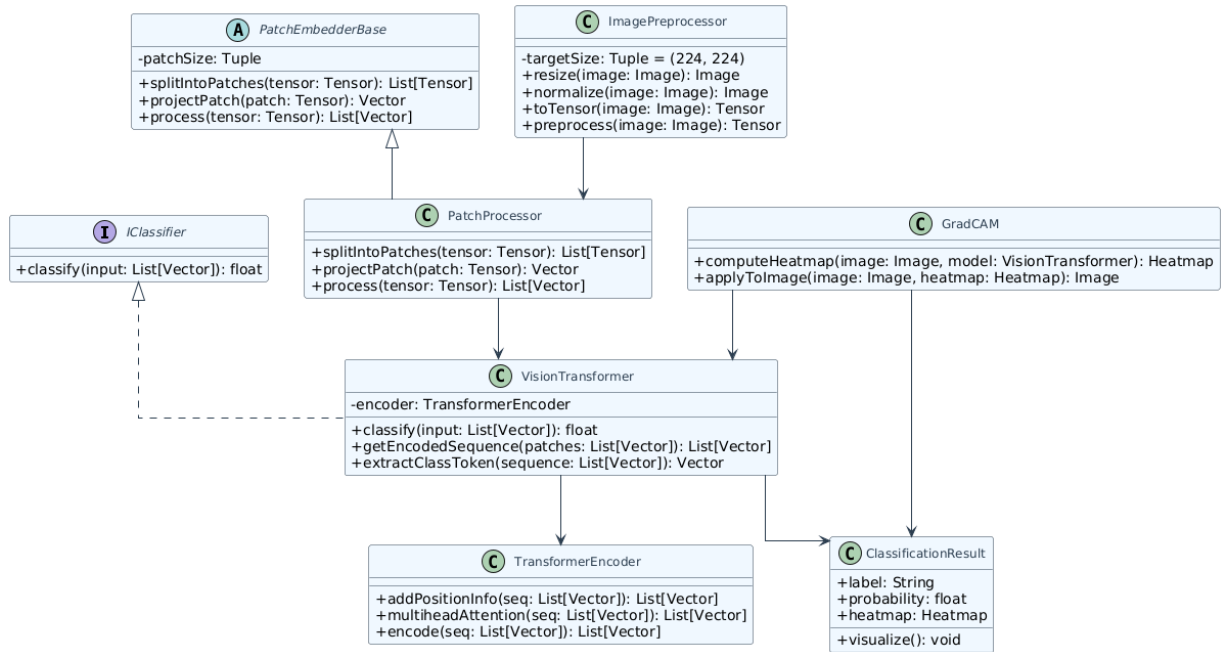


Рисунок 3.2 – Діаграма класів інтелектуальної системи виявлення тютюнопаління

Центральним елементом системи є клас `VisionTransformer`, який реалізує інтерфейс `IClassifier` і відповідає за виконання класифікації на основі трансформерної архітектури. Цей клас взаємодіє з енкодером `TransformerEncoder`, який здійснює позиційну обробку та багатоголову увагу для формування векторного подання зображення.

Підготовка вхідних даних здійснюється за допомогою класу `ImagePreprocessor`, який відповідає за нормалізацію, зміну розміру зображення та його перетворення у тензорну форму. Далі обробка зображення передається до класу `PatchProcessor`, що є конкретною реалізацією абстрактного класу `PatchEmbedderBase`. Завдання цього модуля полягає у розбитті зображення на патчі та формуванні векторних представлень для кожного з них.

Для пояснення результатів класифікації застосовується клас `GradCAM`, який генерує теплові карти активації, що дозволяє візуально ідентифікувати області зображення, на які модель звертала найбільшу увагу при ухваленні рішення. Результати обробки інкапсулюються в об'єкті класу `ClassificationResult`,

який зберігає передбачену мітку, ймовірність належності до класу та відповідну візуалізацію.

У структурі системи реалізовано використання інтерфейсів та абстрактних класів для досягнення гнучкості, розширюваності та повторного використання коду. Зокрема, VisionTransformer реалізує інтерфейс IClassifier, що дозволяє потенційно замінити модель на іншу без змін в основній логіці системи. Клас PatchProcessor успадковується від PatchEmbedderBase, завдяки чому можлива реалізація різних стратегій обробки патчів.

Отже, наведена діаграма класів забезпечує формалізоване представлення логіки функціонування ключових компонентів системи виявлення тютюнопаління. Такий підхід дозволяє досягти високого рівня модульності та повторного використання коду. Успадкування і реалізація інтерфейсів дозволяють гнучко розширювати функціонал системи без порушення існуючої структури.

### **3.3 Особливості реалізації та функціональних можливостей інтелектуальної системи виявлення тютюнопаління в громадських місцях**

Функціональні можливості запропонованої інтелектуальної системи автоматизованого виявлення тютюнопаління у публічних місцях побудовано на основі взаємодії вебінтерфейсу з нейронною мережею Vision Transformer. Архітектура застосунку охоплює всі ключові етапи: обробку вхідних зображень, подання до моделі, класифікацію, візуалізацію важливих ознак, а також аналіз продуктивності моделі. Уся логіка реалізована через графічний інтерфейс користувача.

Інтерфейс користувача складається з кількох послідовних сторінок, кожна з яких реалізує певний функціональний блок. Однією з перших є сторінка роботи з навчальним датасетом (рисунок 3.3), яка забезпечує можливість попереднього перегляду та модифікації даних. Класи «Smoker» та «Non-smoker» представлено у вигляді окремих секцій з відповідними зображеннями. Користувач має змогу

видаляти або додавати нові фото до кожного з класів. Це дає можливість підтримувати актуальність даних і адаптувати модель до нових сценаріїв у публічному середовищі.

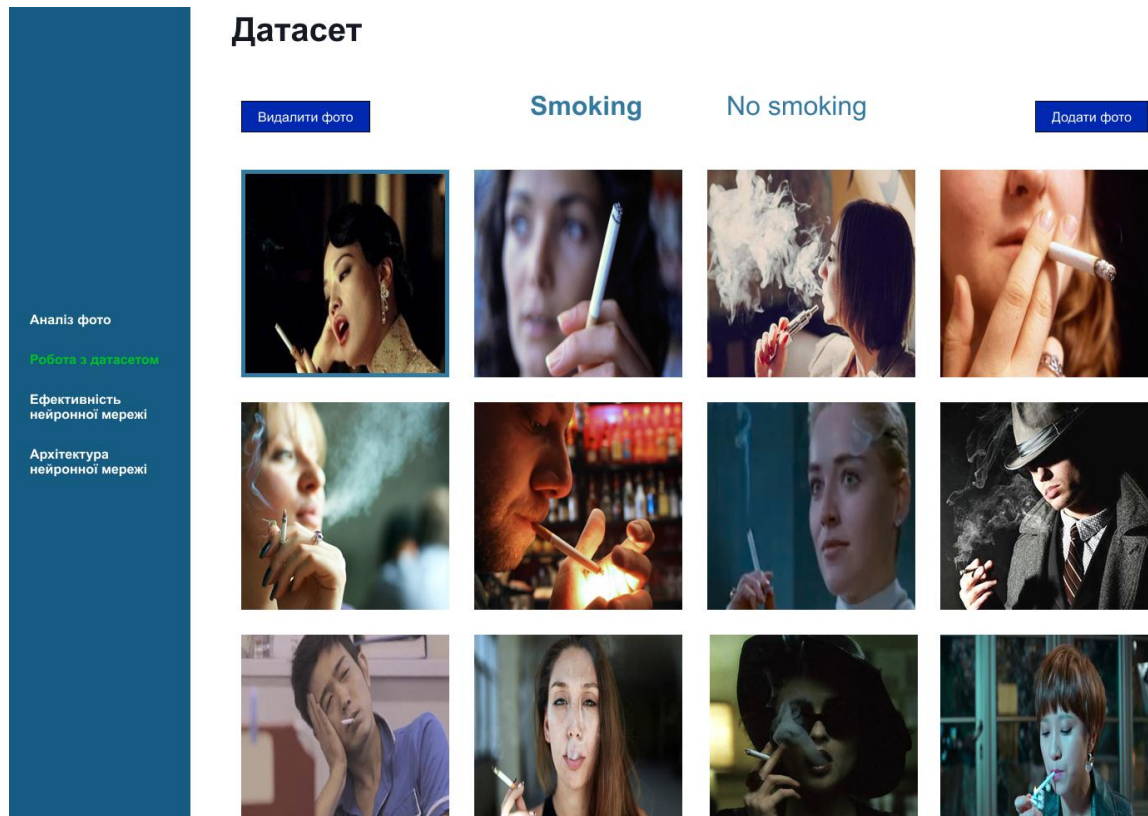


Рисунок 3.3 – Робота з датасетом

При реалізації даного модуля враховано збереження структури папок, оскільки формат структури є важливим для коректного подальшого навчання моделі. Обробка зображень здійснюється з перевіркою формату файлів та їхнього розміру.

Процес обробки розпочинається зі завантаження вхідного зображення, яке проходить етап попередньої трансформації: нормалізація, приведення до фіксованого розміру, перетворення у тензор та масштабування значень пікселів. Цей етап забезпечує відповідність формату вимогам моделі. Умовна логіка цього процесу представлена у фрагменті нижче:

```

Підготувати_зображення(шлях):
    зчитати зображення у форматі RGB
    масштабувати до 224x224
    нормалізувати значення
    перетворити у тензор

```

Таке попереднє опрацювання дозволяє створити уніфіковане представлення вхідних даних, що знижує похибки при класифікації. Після підготовки зображення подається до навченої моделі Vision Transformer, яка складається з підмодуля вбудовування патчів, позиційного кодування та блоків трансформера з механізмом багатоголової самоуваги. Модель ініціалізовано на основі попередньо натренованих ваг, з можливістю адаптації до конкретного корпусу даних шляхом донавчання.

Адаптивність забезпечується механізмом заморожування шарів, ваги попередньо навчених блоків залишаються незмінними, тоді як класифікаційна голова оновлюється під час навчання. Цей підхід суттєво скорочує час навчання та зменшує ризик перенавчання:

```

Заморозити_модель(модель):
    для всіх базових шарів:
        вимкнути обчислення градієнтів
    для класифікаційної голови:
        дозволити навчання

```

Після подання зображення до моделі та проходження трансформер-блоків отримується логіт, який нормалізується за допомогою сигмоїдальної функції активації. Залежно від порогового значення виконується віднесення зображення до одного з двох класів: "Smoker" або "Non-smoker". Алгоритмічно це описується так:

```

Класифікувати(вхід):
    передбачити = модель(вхід)
    ймовірність = sigmoid(передбачити)
    якщо ймовірність > 0.5:
        клас = Smoker
    інакше:
        клас = Non-smoker

```

Отриманий результат подається у вигляді текстового повідомлення з вказаною ймовірністю класифікації. Крім того, користувачу доступна візуалізація карт уваги за допомогою механізму Grad-CAM, що формує теплову карту, де інтенсивність кольору вказує на важливість регіону в рішенні моделі. Це сприяє інтерпретації рішень моделі й дозволяє зменшити ризик хибних спрацювань.

Інтерфейс наступної сторінки, відображений на рисунку 3.4, фокусується на візуалізації показників ефективності натренованої моделі. Він надає можливість ознайомитися з ключовими характеристиками процесу навчання.

- Графік втрат. Відображає, як змінюється функція помилки моделі на тренувальній вибірці впродовж кожної епохи. Стабільне зменшення втрат свідчить про збіжність моделі.

- Графік точності. Демонструє, як змінюється точність класифікації в залежності від кількості епох. Систему налаштовано так, що при досягненні стабільного рівня точності навчання завершується, що запобігає перенавчанню.

- Матриця неточностей. Дає уявлення про кількість правильних та хибних класифікацій за класами. Значення, розміщені на діагоналі, відповідають коректно класифікованим зображенням, тоді як елементи поза діагоналлю – помилковим передбаченням.

- Крива ROC. Візуалізує чутливість та специфічність моделі при різних порогах класифікації. Наближення кривої до лівого верхнього кута координатної площини свідчить про високу здатність моделі розрізняти класи.

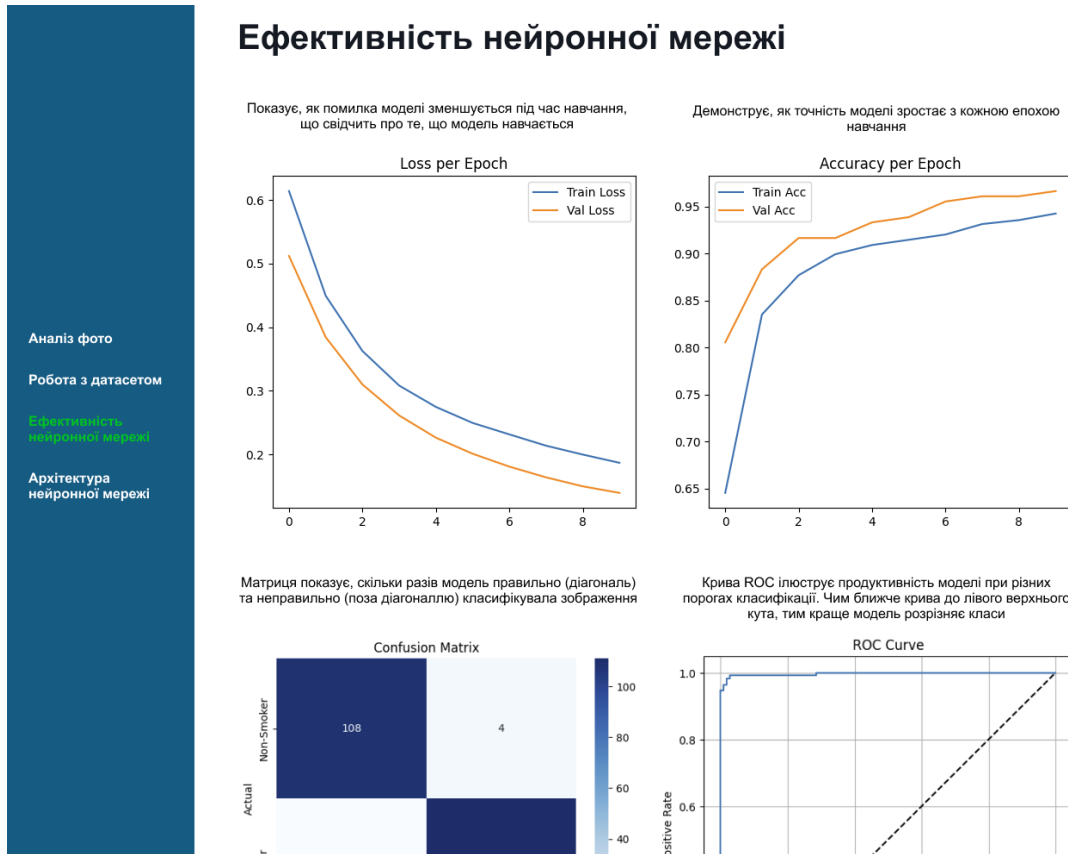


Рисунок 3.4 –Показники ефективності моделі

З метою реалізації цих функцій використовується наступна умовна логіка:

*Оцінити\_модель(істинні\_значення, передбачення):*

*побудувати графік втрат*

*побудувати графік точності*

*обчислити матрицю неточностей*

*побудувати ROC-криву*

Наступна сторінка інтерфейсу демонструє загальну архітектуру Vision Transformer, яка є основою для класифікаційної моделі (рисунок 3.5). Зокрема, відображено етапи попередньої обробки зображення, поділу на патчі, трансформації у векторну форму за допомогою патч-ембедерів, а також проходження через багаторівневий енкодер.

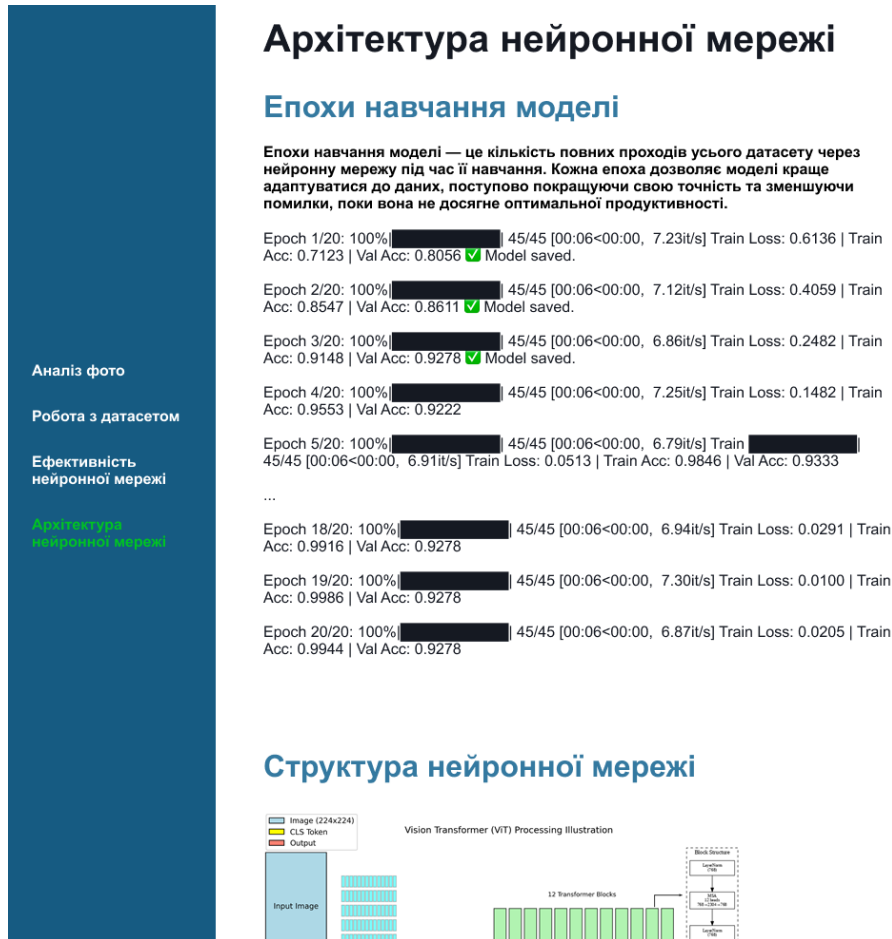


Рисунок 3.5 – Відображення архітектури нейромережі

В рамках цієї сторінки також відображаються ключові метрики ефективності навченої моделі та параметри, що характеризують процес її навчання. Зокрема, представлено значення функції втрат і метрики точності, які відображають результати навчання моделі, а також такі важливі параметри, як кількість епох та розмір батчу, що використовувалися під час тренування.

Наступною ключовою сторінкою інтерфейсу системи є аналіз зображень, призначений для ідентифікації ознак куріння, що становить основну мету даної програми. Цей модуль надає користувачеві можливість завантажувати зображення у різних форматах. Після успішного завантаження зображення система автоматично активує відповідну функціональну кнопку, яка розпочинає процес аналізу. Візуалізація цього етапу взаємодії користувача з системою представлена на рисунку 3.6.

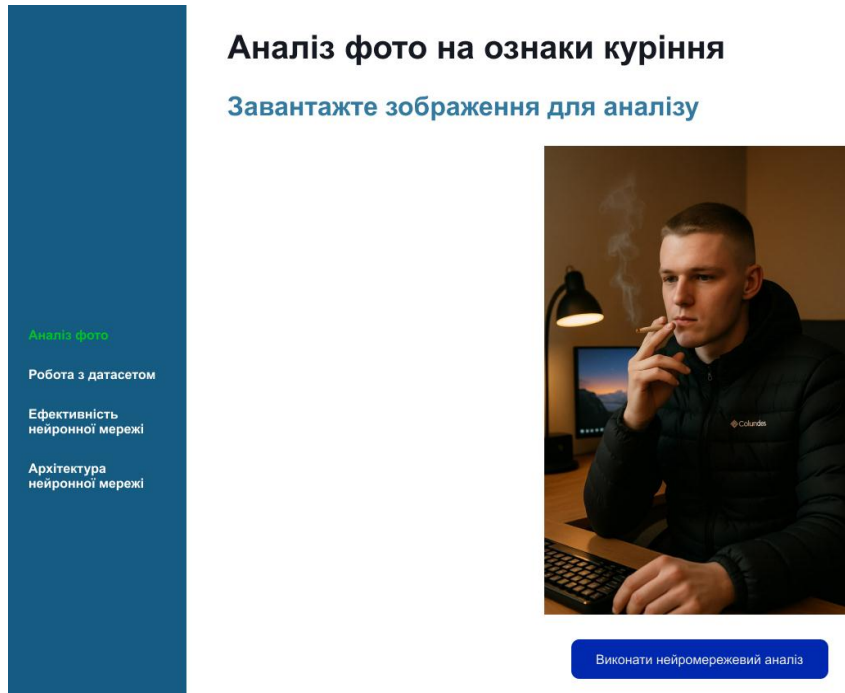


Рисунок 3.6 – Завантаження фото для аналізу

Після натиснення кнопки система починає обробку завантаженого зображення та відображає результати цього аналізу (рисунок 3.7). Окрім текстового представлення результатів аналізу, система також генерує теплову карту Grad-CAM. Яка дозволяє візуалізувати ті ділянки вхідного зображення, які мали найбільший вплив на формування остаточного класифікаційного висновку нейронною мережею.

*Згенерувати\_GradCAM(модель, зображення):*

*активності = Отримати\_активації\_останнього\_блоку(модель, зображення)*  
*градієнти = Обчислити\_градієнти\_виходу\_по\_активаціях(модель, зображення)*

*зважені\_активації = []*

*для кожного каналу:*

*вага = Середнє\_значення(градієнти[канал])*

*зважений = вага \* активності[канал]*

*додати до зважені\_активації*

*карта = Сума(зважені\_активації)*

*карта = ReLU(карта)*

*карта = Нормалізувати\_і\_масштабувати(карта, розмір\_зображення)*

*повернути карту*

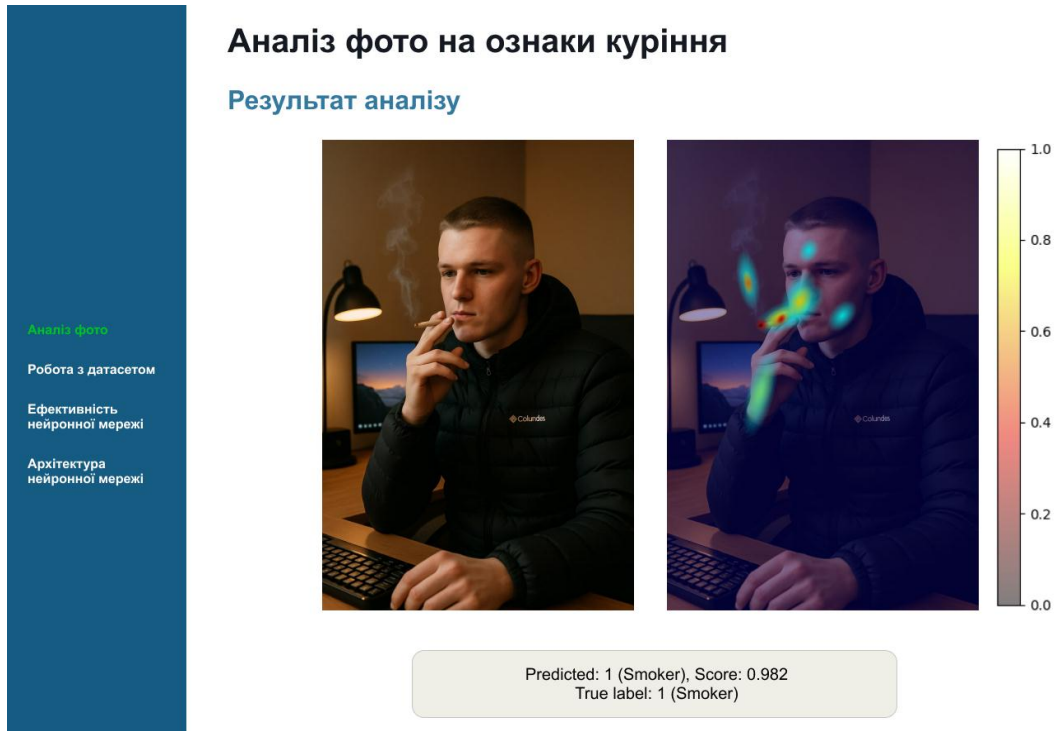


Рисунок 3.7 – Результати нейромережевого аналізу

На даній тепловій карті, світліші та інтенсивніші кольори відповідають областям, що містять найбільш значущі візуальні ознаки тютюнопаління. Це може бути як безпосередня наявність сигарет, так і характерний дим, попільнички або інші контекстуальні елементи, що сприяють ідентифікації. Навпаки, темніші ділянки на тепловій карті вказують на зони зображення, які не містили суттєвих характеристик для класифікації або ж їхній внесок у прийняття рішення був мінімальним. Така візуалізація є важливою для інтерпретації результатів, дозволяючи користувачеві не тільки дізнатися про наявність ознак куріння, але й точно визначити, які саме елементи зображення призвели до такого висновку.

Таким чином, реалізована функціональність системи охоплює всі ключові аспекти, від завантаження та попередньої обробки вхідних зображень до класифікації за допомогою нейронної мережі типу Vision Transformer та подальшої генерації візуальних пояснень результатів на основі методу Grad-CAM. Завдяки модульній структурі компоненти системи легко адаптуються до різних джерел вхідних даних, що забезпечує гнучкість при доопрацюванні або масштабуванні моделі. Система передбачає можливість повторного навчання із

розширеним або модифікованим датасетом, а також містить механізми перевірки коректності вхідних даних. Реалізовано інформативну візуалізацію як етапів навчання, так і результатів класифікації. У сукупності ці характеристики роблять запропоновану систему придатною для інтеграції у практичні рішення, спрямовані на моніторинг дотримання норм тютюнопаління в публічних просторах.

### 3.4 Результати досліджень

На основі створеної інтелектуальної системи було проведено дослідження запропонованого методу. Одним із ключових компонентів вхідних даних для реалізації методу є модель трансферного навчання. Результати донавчання цієї моделі представлені у вигляді матриці сплутування та ROC-кривої (рисунок 3.8)

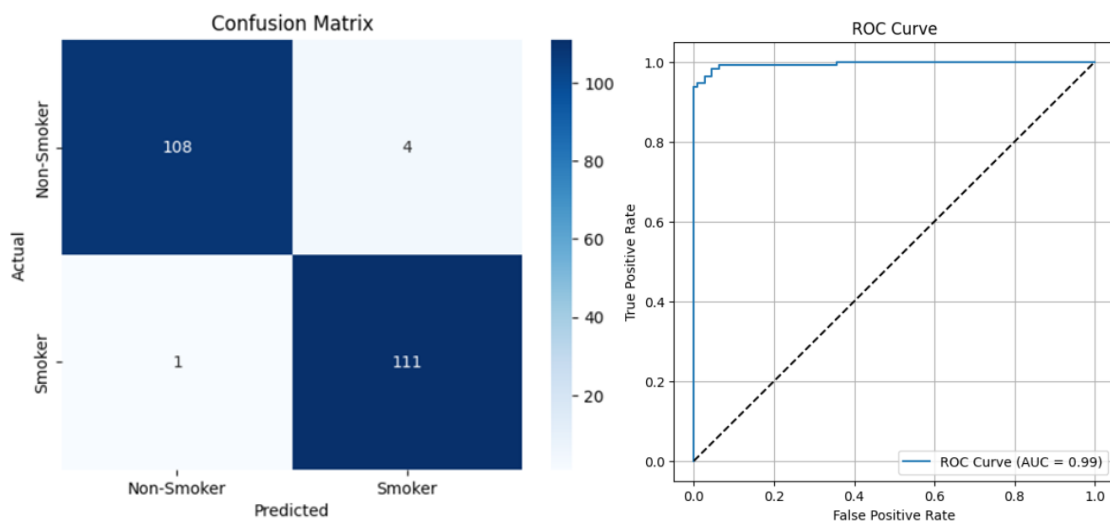


Рисунок 3.8 – Результати донавчання моделі

У Таблиці 3.1 представлено класифікаційний звіт, який містить ключові показники ефективності моделі. При заданих умовах навчання точність досягла рівня 0.98, що свідчить про ефективність роботи моделі на тестовому наборі даних.

Таблиця 3.1 – Класифікаційний звіт

<b>Class</b>	<b>Precision</b>	<b>Recall</b>	<b>F1-score</b>	<b>Support</b>
Smoker	0.99	0.96	0.98	112
Non-Smoker	0.97	0.99	0.98	112
<i>Macro metrics</i>				
Macro avg	0.98	0.98	0.98	214
Weighted avg	0.98	0.98	0.98	214

Результати експериментального дослідження підтверджують ефективність запропонованого підходу, заснованого на застосуванні трансферного навчання моделі Vision Transformer. Досягнута класифікаційна точність (Accuracy = 0.98) свідчить про здатність моделі успішно узагальнювати знання на нові, раніше не представлені дані, демонструючи мінімальний рівень класифікаційних помилок. Високі значення таких метрик, як precision і recall (понад 0.96), у поєднанні з рівномірними показниками для обох класів, засвідчують відсутність зміщення моделі та її збалансованість. Це є особливо важливим для задач поведінкової аналітики, де критичне значення має коректна ідентифікація кожного класу.

Висунута гіпотеза щодо доцільності використання трансферного навчання в архітектурі ViT для задачі виявлення тютюнопаління за умов обмежених навчальних даних знайшла підтвердження. Як видно з графіка функції втрат (рисунок 3.9), процес навчання моделі відбувався стабільно – із поступовим зниженням значення функції втрат протягом 10 епох. На відміну від цього, модель, що не застосовувала стратегій трансформації вибірки та заморожування ваг, демонструвала нестабільну динаміку функції втрат, включаючи значні коливання та вищі фінальні значення навіть після 20 епох.

Додатковий аналіз матриці сплутування та ROC-кривої підтверджує здатність моделі до точного розмежування класів із збереженням високих рівнів чутливості та специфічності. Такий рівень узагальнення свідчить про практичну

придатність моделі для застосування в реальних умовах, включно з автоматизованим моніторингом тютюнопаління в публічних просторах.

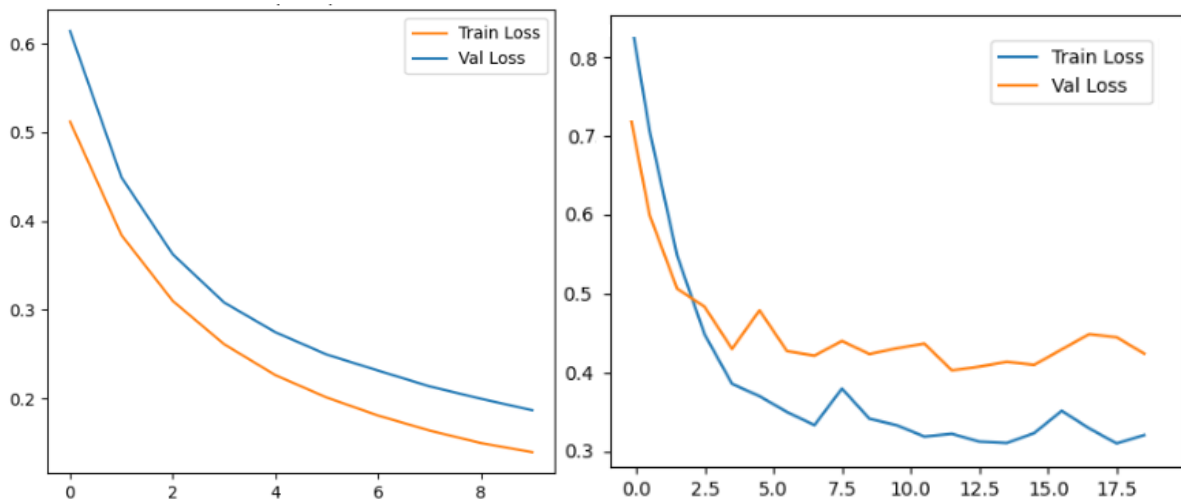


Рисунок 3.9 – Порівняння графіків функції втрат

З метою не лише підвищення точності виявлення фактів куріння, а й перевірки здатності нейромережі правильно фокусувати увагу на релевантних ділянках зображення, було реалізовано механізм візуалізації зони активації у вигляді теплових карт. Приклад результатів ідентифікації випадків тютюнопаління разом із відповідними тепловими відображеннями представлено на рисунку 3.10.

Візуалізація теплових карт демонструє, що модель не лише забезпечує високу точність класифікації, але й здатна зосереджувати увагу на значущих ділянках зображення. Зони найвищої активації, які використовуються мережею для формування прогнозу, переважно локалізуються в областях, що містять характерні візуальні ознаки тютюнопаління – таких як обличчя, рот або сигарета.

Отримані результати доводять, що поведінку моделі можна інтерпретувати, зокрема за допомогою механізмів просторової уваги, що візуалізуються через Grad-CAM. Така можливість аналітичного пояснення сприяє зростанню довіри до системи, оскільки підтверджує, що класифікація базується на обґрунтованому аналізі вхідного зображення, а не на випадкових або другорядних деталях.

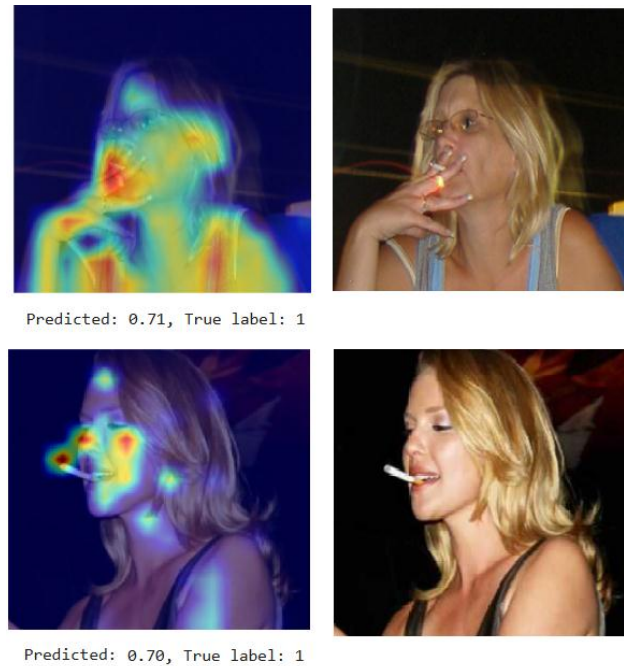


Рисунок 3.10 – Результат роботи теплових карт

Крім того, ефективність запропонованого підходу була зіставлена з результатами існуючих аналогів. Порівняльні показники представлені в таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Порівняння існуючих та розробленого методів

<b>Approach</b>	<b>Accuracy</b>	<b>Precision</b>	<b>Recall</b>	<b>F1-score</b>
InceptionResNetV2 [46]	0.969			
YOLOv5-small [47]		0.935	0.891	
Розроблений підхід (ViT + трансформації)	0.98	0.98	0.98	0.98

Аналіз отриманих результатів підтверджує ефективність запропонованого методу виявлення тютюнопаління у публічних просторах, побудованого на основі архітектури Vision Transformer із застосуванням технік трансформації зображень та заморожування ваг. Розроблена модель досягла рівня точності 0.98, що перевищує показники InceptionResNetV2, яка згідно з результатами попередніх досліджень демонструвала точність 0.969. У порівнянні з моделлю YOLOv5-small, яка забезпечувала precision на рівні 0.935 та recall – 0.891,

розроблений метод показав суттєве зростання всіх основних метрик класифікації, досягнувши збалансованих значень precision, recall та F1-міри на рівні 0.98.

Ці показники свідчать про здатність моделі не лише ефективно виявляти об'єкти цільового класу, а й зменшувати ймовірність помилкових спрацьовувань як позитивного, так і негативного типу. Таким чином, розроблене рішення демонструє перевагу над як традиційними згортковими нейронними мережами, так і сучасними системами детекції об'єктів, підтверджуючи доцільність використання трансформерної архітектури для завдань моніторингу порушень у громадських місцях.

Подальші наукові дослідження будуть зосереджені на адаптації моделі до обробки відеопотоків у режимі реального часу, що дозволить розширити сферу її практичного застосування в інтелектуальних системах відеоспостереження. Окрему увагу буде приділено підвищенню стійкості моделі до умов низької якості зображення, зміни ракурсів та наявності динамічних елементів у сцені, що забезпечить її надійність у реальному середовищі експлуатації.

### **3.5 Висновки до розділу 3**

У третьому розділі було здійснено дослідження процесу розробки, реалізації та експериментальної перевірки методу автоматизованого виявлення тютюнопаління в публічних місцях на основі глибокого навчання. Проведений аналіз охоплює як технічні аспекти побудови інтелектуальної системи, так і оцінювання її ефективності в умовах, наближених до реального застосування.

На основі аналізу інструментів та середовища розробки визначено доцільність використання мови програмування Python, фреймворку Flask для побудови серверної частини, а також середовища PyCharm як основної платформи для розробки програмного забезпечення.

Для детального розгляду архітектурної моделі інтелектуальної системи було спроектовано UML-діаграму класів. Здійснено опис основних структурних

компонентів системи, включаючи класи для попередньої обробки зображень, поділу на патчі, класифікації, генерації Grad-CAM теплових карт та формування кінцевих результатів. Архітектура побудована із дотриманням принципів модульності, розширюваності та повторного використання коду.

Визначено функціональні можливості створеної системи. До ключових функцій віднесено: автоматичну обробку вхідних зображень, виконання класифікації з використанням моделі Vision Transformer, візуалізацію зон уваги нейромережі та формування узагальненого класифікаційного висновку. Наявність механізмів інтерпретованості результатів значно підвищує довіру до прийнятих рішень та дозволяє здійснювати перевірку коректності роботи моделі.

Наведено результати емпіричного тестування запропонованої моделі. Показано, що використання архітектури Vision Transformer з попереднім навчанням, застосуванням трансформацій навчального набору та частковою заморозкою ваг забезпечує високу якість класифікації: асигасу становить 0.98, значення precision, recall та F1-міри також перевищують 0.96. Побудовані ROC-криві та матриці сплутування демонструють здатність моделі ефективно розмежовувати класи з мінімальною кількістю помилок. Візуалізація зон уваги на зображеннях підтвердила, що модель фокусується на семантично значущих ділянках.

Порівняльний аналіз із відомими архітектурами (InceptionResNetV2, YOLOv5-small) показав перевагу розробленої системи за всіма ключовими метриками. Запропоноване рішення забезпечує не лише високу точність класифікації, а й стабільність та інтерпретованість, що важливим для впровадження в системи відеоспостереження.

Таким чином, проведене дослідження підтверджує ефективність і практичну доцільність запропонованого підходу. Створена система здатна забезпечити автоматизований моніторинг дотримання заборони на тютюнопаління в публічних місцях з високим рівнем точності, що відкриває перспективи для її інтеграції в реальні інфраструктури контролю та правозастосування.

## Загальні висновки

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра, підвищення точності автоматизованого виявлення тютюнопалінням у публічних місцях, була досягнута шляхом створення методу автоматизованого виявлення фактів куріння із використанням алгоритмів глибокого навчання та реалізацією цього методу у вигляді інтелектуальної інформаційної системи.

Для досягнення мети були поставлені та виконані такі задачі:

- виконано аналіз предметної області автоматизації контролю за тютюнопалінням у публічних місцях;

- створено метод автоматизованого контролю за тютюнопалінням у публічних місцях з використанням глибокого навчання;

- виконано прикладну програмну реалізацію інтелектуальної системи моніторингу тютюнопаління у громадських місцях на основі розробленого методу;

- виконано дослідження методу автоматизованого контролю за тютюнопалінням у публічних місцях з використанням глибокого навчання.

Узагальнюючи, можна зробити висновок, що запропонований метод та його програмна реалізація забезпечують автоматизоване виявлення тютюнопаління у публічних місцях. Проведене дослідження підтвердило доцільність використання трансформерних архітектур у поєднанні з інтерпретованими механізмами уваги в задачах комп'ютерного зору. Створений метод не лише сприяє підвищенню точності автоматизованого виявлення тютюнопаління у публічних місцях, а й дозволяє отримати довіру до рішень, наданих штучним інтелектом.

Результати кваліфікаційної роботи можуть бути використані як основа для подальшого впровадження систем моніторингу в реальні інфраструктури відеоспостереження, зокрема для задач правозастосування, профілактики правопорушень і формування аналітичних звітів.

## Перелік посилань

1. Соціальні наслідки куріння в Україні. *Psychologist*. URL: <https://psychologist.com.ua/sotsialni-naslidki-kurinnya-vpliv-na-zdorovya-ta-suspilstvo/> (дата звернення: 09.06.2025)
2. Куріння, що повільно вбиває. До Всесвітнього дня без тютюну | НАМН України. *НАМН України*. URL: <https://amnu.gov.ua/kurinnya-shho-povilno-vbyvaе/> (дата звернення: 09.06.2025)
3. Аналіз ринку цигарок в Україні. *Інвестиції в Україні. InVenture*. URL: <https://inventure.com.ua/uk/analytics/investments/analiz-rinku-cigarok-v-ukrayini> (дата звернення: 09.06.2025)
4. Результати опитування: як в Україні змінюється споживання тютюнових та нікотинових виробів. *Громадський Простір*. URL: <https://www.prostir.ua/?news=rezultaty-opytuvannya-yak-v-ukrajini-zminuyetsya-spozhyvannya-tyutyunovyh-ta-nikotynovyh-vyrobiv> (дата звернення: 09.06.2025)
5. Вплив куріння на організм. *Я кидаю курити!* URL: <https://stopsmoking.org.ua/section/vpliv-kurinnia-na-organizm> (дата звернення: 09.06.2025)
6. Вплив пасивного куріння на здоров'я - як уберегти близьких. *МОЗ України*. URL: <https://moz.gov.ua/uk/vpliv-pasivnogo-kurinnja-na-zdorov%CA%BCja-jak-uberegiti-blizkih> (дата звернення: 09.06.2025)
7. Дим – «невидимий убивця»: що таке вейпи та е-сигарети? *ГУ Держпродспоживслужби в Одеській області*. URL: <https://odesa.consumer.gov.ua/?p=1891> (дата звернення: 09.06.2025)
8. Закон України № 2899-IV. *Офіційне інтернет-представництво Президента України*. URL: <https://www.president.gov.ua/documents/2899-iv-3237/> (дата звернення: 09.06.2025)
9. Контроль по тютюнопалінню. *Головне управління Держпродспоживслужби в Рівненській області*.

URL: <https://www.rivneprod.gov.ua/2024/02/23/kontrol-po-tyutyunopalinnyyu-2/> (дата звернення: 09.06.2025)

10. Тартачний О. Як неймережі «бачать» зображення? Просте пояснення. *SPEKA.media*. URL: <https://speka.media/yak-pracyuje-zgortkova-neironna-mereza-proste-royasnennya-9er7j1> (дата звернення: 09.06.2025)

11. GeeksforGeeks. Vision Transformers vs. Convolutional Neural Networks (CNNs). *GeeksforGeeks*. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/vision-transformers-vs-convolutional-neural-networks-cnns/> (дата звернення: 09.06.2025)

12. What is ResNet? *Vector Database built for enterprise-grade AI applications*. URL: <https://zilliz.com/ai-faq/what-is-resnet> (дата звернення: 09.06.2025)

13. What is EfficientNet? The Ultimate Guide. *Roboflow Blog*. URL: <https://blog.roboflow.com/what-is-efficientnet/> (дата звернення: 09.06.2025)

14. Vision Transformer: What It Is & How It Works [2024 Guide]. *V7 / AI Document Processing & Data Labelling*. URL: <https://www.v7labs.com/blog/vision-transformer-guide> (дата звернення: 09.06.2025)

15. Singh R. Vision Transformer (ViT). *Medium*. URL: <https://medium.com/@RobuRishabh/vision-transformer-vit-39f627d04b2a> (дата звернення: 09.06.2025)

16. Vezha Smoking Detection module allows to identify a smoker with a cigarette. *Milestone Systems*. URL: <http://www.milestonesys.com/technology-partner-finder/incoresoft-llc/vezha-smoking-detection/> (дата звернення: 09.06.2025)

17. Senstar Symphony Common Operating Platform. *Senstar*. URL: <https://senstar.com/> (дата звернення: 09.06.2025)

18. Senstar Symphony Common Operating Platform. *Senstar*. URL: <https://senstar.com/products/video-management/senstar-symphony-common-operating-platform/> (дата звернення: 09.06.2025)

19. AutoSafe AI. *Automating Safety*. URL: <https://autosafe.ai/> (дата звернення: 09.06.2025)

20. AI-based Safety Monitoring . *AutoSafe AI*. URL: <https://autosafe.ai/ai-based-safety-monitoring/> (дата звернення: 09.06.2025)
21. Інфографіка “withai\_vector.gif”. *Autosafe.ai*. URL: [https://autosafe.ai/wp-content/uploads/2023/02/withai\\_vector.gif](https://autosafe.ai/wp-content/uploads/2023/02/withai_vector.gif) (дата звернення: 09.06.2025)
22. An improved smoking behavior detection algorithm via incorporating an interference information filtering network / Y. Li et al. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2024. Vol. 136. P. 109050. URL: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.109050> (date of access: 10.06.2025).
23. CNN-Based Smoker Classification and Detection in Smart City Application / A. Khan et al. *Sensors*. 2022. Vol. 22, no. 3. P. 892. URL: <https://doi.org/10.3390/s22030892> (date of access: 10.06.2025).
24. A multimodal deep learning architecture for smoking detection with a small data approach / R. Lakatos et al. *Frontiers in Artificial Intelligence*. 2024. Vol. 7. URL: <https://doi.org/10.3389/frai.2024.1326050> (date of access: 10.06.2025).
25. Deep learning-based smoker classification and detection: An overview and evaluation / A. Khan et al. *Expert Systems with Applications*. 2025. Vol. 267. P. 126208. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.126208> (date of access: 10.06.2025).
26. Using Computer Vision to Detect E-cigarette Content in TikTok Videos / D. Murthy, R. R. Ouellette, T. Anand et al. *Nicotine & Tobacco Research*, 2024. URL: <https://doi.org/10.1093/ntr/ntad184> (date of access: 10.06.2025).
27. Indoor Smoking Detection Method based on Dual Spectral Fusion Image and YOLO framework / A. N. M. L. Abdullah et al. *LC International Journal of STEM*. 2024. Vol. 5, no. 3. P. 13–35. URL: <https://doi.org/10.5281/zenodo.14028770> (date of access: 10.06.2025).
28. GeeksforGeeks. Vision Transformer (ViT). *GeeksforGeeks*. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/vision-transformer-vit-architecture/> (дата звернення: 09.06.2025)

29. Sigmoid Activation Function: An Introduction. *Built In*.  
URL: <http://builtin.com/machine-learning/sigmoid-activation-function> (дата звернення: 09.06.2025)
30. What is the Grad CAM method?. *DataScientest*.  
URL: <https://datascientest.com/en/what-is-the-grad-cam-method> (дата звернення: 09.06.2025)
31. Learn platform. *Kaggle*. URL: <https://www.kaggle.com/learn> (дата звернення: 09.06.2025)
32. *Dataset: Smoking*. *Kaggle.com*. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/sujaykaradnis/smoking> (дата звернення: 09.06.2025)
33. ImageNet dataset. *ScienceDirect*. *ScienceDirect*. URL: <https://www.sciencedirect.com/topics/mathematics/imagenet-dataset> (дата звернення: 09.06.2025)
34. What is Classify Token ([CLS])?. *H2O.ai | Convergence of the World's Best Predictive and Generative AI for Private, Protected Data*.  
URL: <https://h2o.ai/wiki/classify-token/> (дата звернення: 09.06.2025)
35. Що таке багатосаровий перцептрон (Multilayer Perceptron, MLP) у машинному навчанні? *TheTransmitted*.  
URL: <https://thetransmitted.com/adlucem/shho-take-mlp-u-mashynnomu-navchanni> (дата звернення: 09.06.2025)
36. Lavrenov A. Огляд трансформерних архітектур та їх функціональні призначення. *LinkedIn*. URL: <https://www.linkedin.com/pulse/огляд-трансформерних-архітектур-та-їх-функціональні-anar-lavrenov-nsizf> (дата звернення: 09.06.2025)
37. Що таке трансформаторні нейронні мережі?. *Unite.AI*.  
URL: <https://www.unite.ai/uk/what-are-transformer-neural-networks/> (дата звернення: 09.06.2025)
38. Tensorflow що це і які основні можливості застосування. *FoxmindEd*.  
URL: <https://foxminded.ua/tensorflow-shcho-tse/> (дата звернення: 09.06.2025)

39. Keras: The high-level API for TensorFlow. *TensorFlow*.  
URL: <https://www.tensorflow.org/guide/keras> (date of access: 09.06.2025)
40. Grad CAM. *QuData.com*. URL: <https://qudata.com/uk/blog/seeing-through-ais-eyes-the-grad-cam-technique/> (дата звернення: 09.06.2025)
41. Matplotlib – Visualization with Python. *Matplotlib*.  
URL: <https://matplotlib.org> (дата звернення: 09.06.2025)
42. What Is Matplotlib In Python? How to use it for plotting? *ActiveState*.  
URL: <https://www.activestate.com/resources/quick-reads/what-is-matplotlib-in-python-how-to-use-it-for-plotting/> (дата звернення: 09.06.2025)
43. Вступ до OpenCV. Комп'ютерний зір – IT Master - електроніка та програмування. *IT Master*.  
URL: <https://itmaster.biz.ua/programming/vision/opencv.html> (дата звернення: 09.06.2025)
44. FREEhost.UA. *FreeHost*.  
URL: <https://freehost.com.ua/ukr/faq/wiki/chto-takoe-jazik-programmirovaniya-python/> (дата звернення: 09.06.2025)
45. PNN Soft. *PNN*. URL: <https://pnn.com.ua/ua/blog/detail/lightweight-and-flexible-flask-fundamentals-for-software-web-development> (дата звернення: 09.06.2025)
46. PyCharm: Ідеальне середовище для Python-розробки та її можливості. *Pingvin.Pro*. URL: <https://pingvin.pro/blogy/software-blogy/pycharm-idealne-seredovyshhe-dlya-python-rozrobky-ta-yiyi-mozhlyvosti.html> (дата звернення: 09.06.2025)

# ДОДАТКИ

## Додаток А

### Програмні коди

Програмний код, який використаний у дослідженні, знаходиться у репозиторії GitHub: <https://github.com/Xakep777/NoSmoking.git> (дата звернення: 09.06.2025).

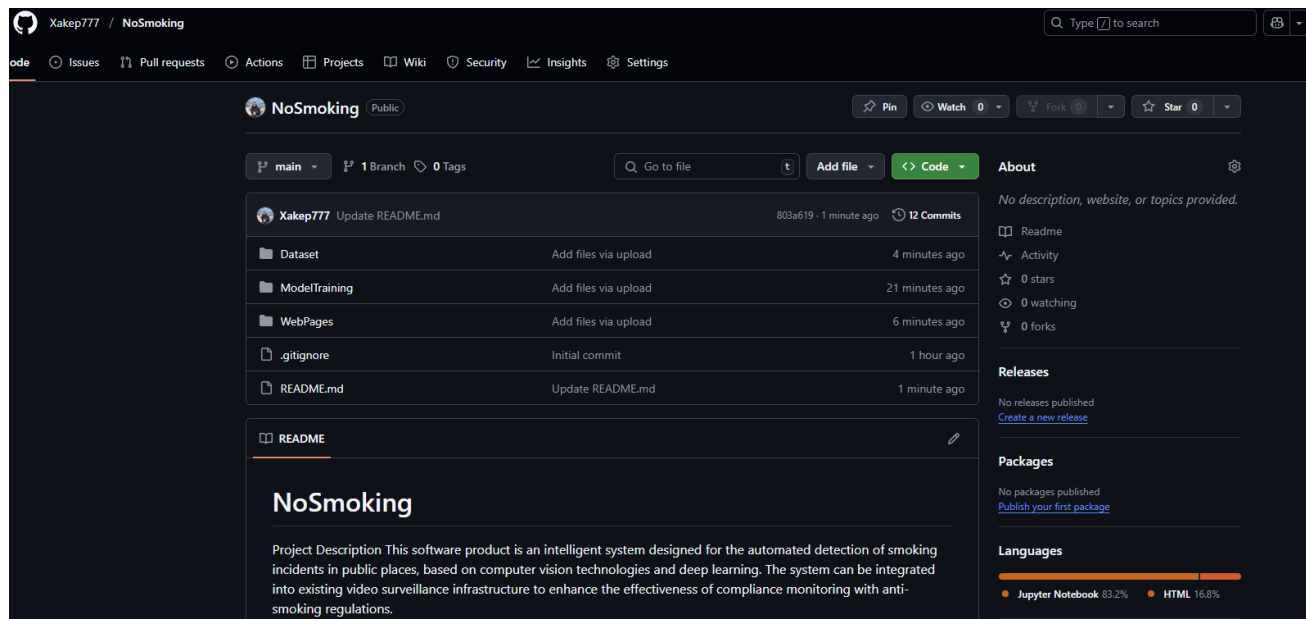


Рисунок А1 – Головна сторінка репозиторію

- папка `Dataset` містить файл із посиланням на датасет, який використовується для навчання та тестування моделі;
- папка `ModelTraning` містить файли, що відповідають за процес навчання моделі, її тренування та побудову теплових карт;
- у папці `WebPages` знаходяться файли, які містять у собі створення сторінок веб-сайту: у `base.html` знаходиться базовий шаблон сайту, що включає: загальне меню навігації для всіх сторінок; `analysis.html` відповідає за відображення побудованих теплових карт Grad-CAM, `main.html` реалізує інтерфейс завантаження зображень для автоматичного аналізу нейронною мережею, `workDataset.html` забезпечує можливість перегляду, додавання та видалення зображень у навчальному наборі даних, `efectiv.html` відображає графіки точності та функції втрат моделі.

## Додаток Б

### Презентаційний матеріал

# КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

## НА ТЕМУ: МЕТОД АВТОМАТИЗОВАНОГО КОНТРОЛЮ ЗА ТЮТЮНОПАЛІННЯМ ПУБЛІЧНИХ МІСЦЯХ З ВИКОРИСТАННЯМ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ

**Виконав:**

студент 3 курсу, група КН-21-2

Ігор КОК

**Керівник:**

к.т.н., доцент кафедри КН

Олександр **МАЗУРЕЦЬ**

## Актуальність

Проблема тютюнопаління у публічних місцях залишається актуальною попри чинні законодавчі заборони. Недотримання правил шкодить здоров'ю оточуючих, порушує громадський порядок і створює негативний соціальний вплив. Традиційні методи контролю, що передбачають людський нагляд, є малоефективними, обмеженими у масштабованості та вимагають значних ресурсів.

У той же час стрімкий розвиток технологій штучного інтелекту, комп'ютерного зору та глибоких нейронних мереж відкриває нові можливості для автоматизованого моніторингу.

Створення інтелектуальної системи, здатної самостійно виявляти факти тютюнопаління на відео в реальному часі, є сучасним та ефективним рішенням, що дозволяє підвищити рівень контролю та підтримувати дотримання законодавства у публічних просторах.



## Мета кваліфікаційної роботи

Об'єкт дослідження – процес автоматизованого контролю за тютюнопалінням у публічних місцях.

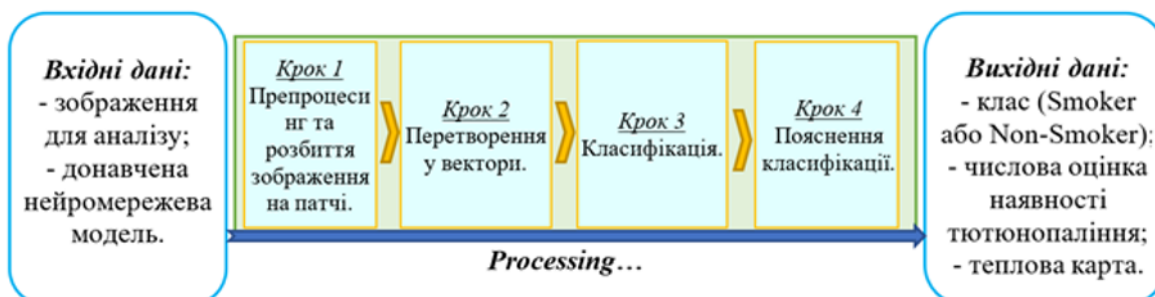
Предмет дослідження – методи та технології глибокого навчання, що використовуються для реалізації автоматизованого контролю за тютюнопалінням.

Мета – підвищення точності та ефективності виявлення фактів тютюнопаління у публічних місцях шляхом розробки інтелектуальної системи на основі комп'ютерного зору та глибоких нейронних мереж.

Завдання – дослідити сучасні методи автоматизованого моніторингу, виконати порівняльний аналіз інформаційних моделей і програмних рішень, визначити ключові ознаки тютюнопаління, обґрунтувати архітектуру нейронної мережі, здійснити її навчання, реалізувати програмну систему, провести її тестування в умовах, наближених до реального середовища, та оцінити її ефективність.



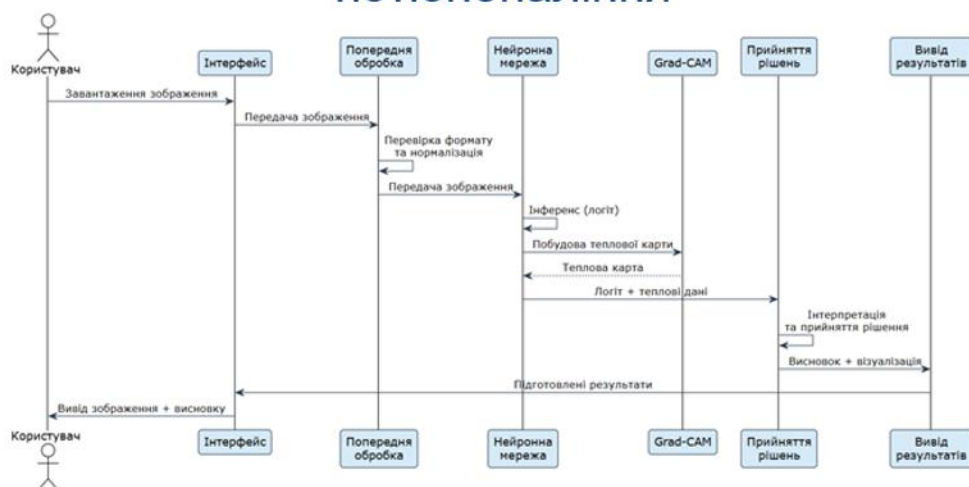
## Схема методу автоматизованого виявлення тютюнопаління



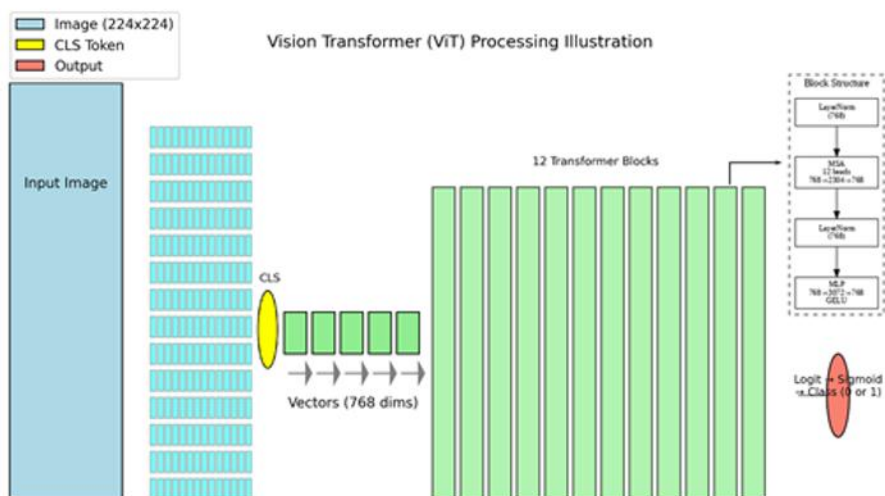
## Схема зв'язків між основними модулями ІС



## Діаграма послідовності автоматизованого виявлення тютюнопаління



## Архітектура нейромережі ViT



## Приклад роботи програми

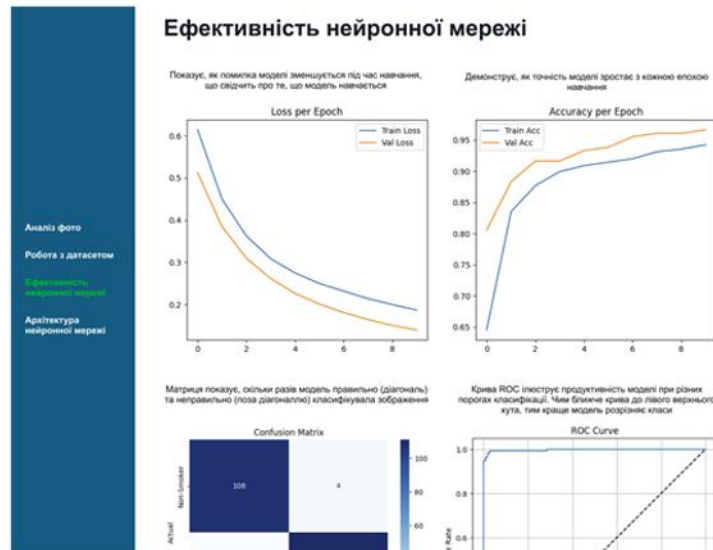
Датасет

Видати фото    Smoking    No smoking    Додати фото

The screenshot shows a web application interface for a dataset. On the left, there is a vertical sidebar with text: 'Аналіз фото', 'Робота з даними', 'Ефективність нейронної мережі', and 'Архітектура нейронної мережі'. The main area displays a grid of images categorized into 'Smoking' and 'No smoking'. The 'Smoking' category shows various people smoking, while the 'No smoking' category shows people not smoking. There are buttons for 'Видати фото' (Upload photo) and 'Додати фото' (Add photo).



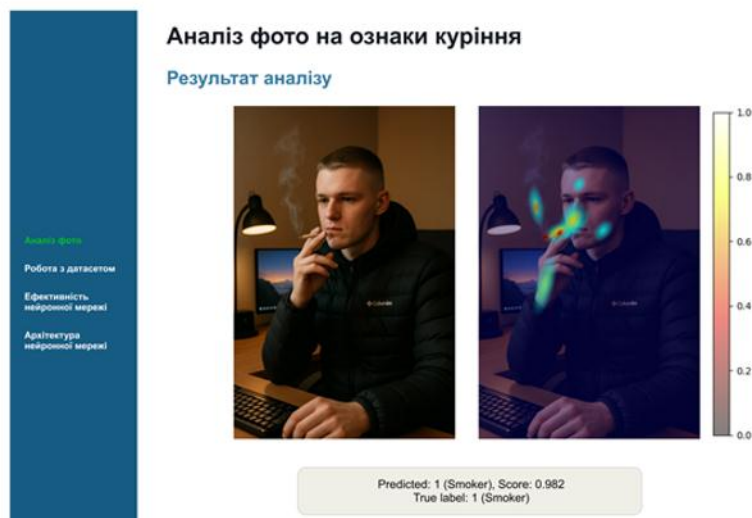
# Приклад роботи програми



# Приклад роботи програми



## Приклад роботи програми



## Висновки

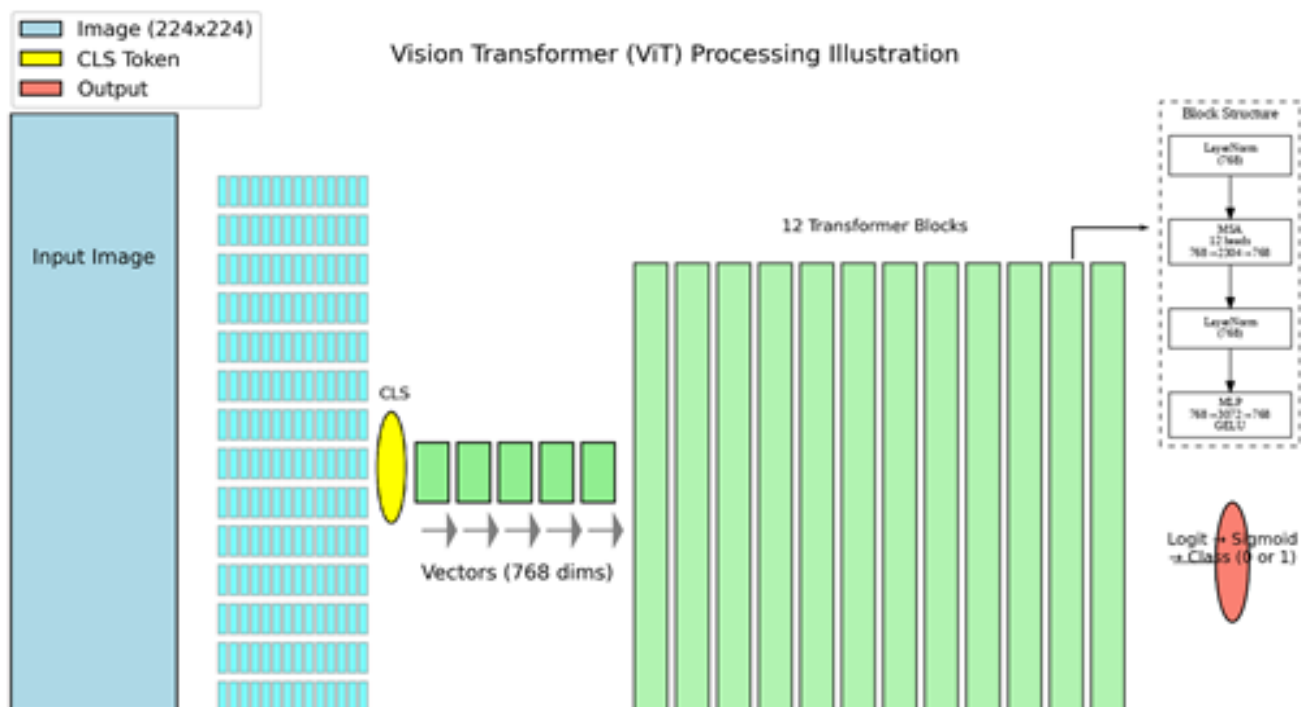
У межах кваліфікаційної роботи було розроблено метод автоматизованого контролю за дотриманням заборони тютюнопаління у публічних місцях з використанням алгоритмів комп'ютерного зору та глибоких нейронних мереж. Проведено аналіз сучасних підходів, визначено ключові ознаки, що дозволяють виявляти факти куріння у відеопотоці, обґрунтовано архітектуру моделі та здійснено її навчання на підготовленому наборі даних.

Створено програмну систему, що реалізує запропонований метод, з інтерфейсом для взаємодії з користувачем. Проведене тестування підтвердило високу точність і стабільність роботи системи в умовах, наближених до реальних.



## Додаток В

### Архітектура нейромережі



# Anti-Plagiarism (UA) v-15.281 Educational

**The maximum coincidence with one document 3.0%**

Dictionary check: en\_US, ru\_RU, ua\_UA. **Errors in the documents: 12%**

ID: 246634 Title: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод автоматизованого контролю за тютюнопалінням у публічних місцях з використанням глибокого навчання Added in a DB: 2025-06-18 Authors: Ігор КОК Heads: Олександр МАЗУРЕЦЬ Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	64319	973	3609 (6%)	60 (6%)

### Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes

## Протокол аналізу звіту подібності науковим керівником

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

**Автор:** Ігор КОК

**Співавтор:**

**Назва:** КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод автоматизованого контролю за тютюнопалінням у публічних місцях з використанням глибокого навчання

**Науковий керівник:** Олександр МАЗУРЕЦЬ, к.т.н., доцент

**Підрозділ:** Кафедра комп'ютерних наук

**Коефіцієнт подібності 1:** 6.3%

**Коефіцієнт подібності 2:** 2.8%

**Мікропробіли:** 0

**Заміна букв:** 0

**Інтервали:** 0

**Білі знаки:** 3

**Дата створення звіту:** 2025-06-18 03:33:20.0

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:

2025-06-18

Дата

експерт

*П. Петровський С.Р.*

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Метод автоматизованого контролю за тютюнопалінням у публічних місцях з використанням глибокого навчання

Автор студент групи КН-21-2 Ігор КОК

Освітня програма Комп'ютерні науки

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Науковий керівник: к.т.н., доц. каф. КН Олександр МАЗУРЕЦЬ

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

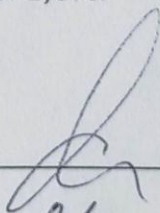
Обсяг запозичень, визначений системами виявлення збігів/ідентичності/схожості:

- за системою *Anti-Plagiarism*: 3%;

- за системою *StrikePlagiarism* КП1: 6,3%, КП2: 2,8%.

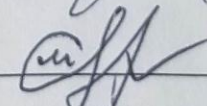
18.06.2025

Завідувач кафедри



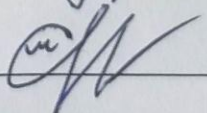
Олександр БАРМАК

Гарант освітньої програми



Олександр МАЗУРЕЦЬ

Керівник кваліфікаційної роботи



Олександр МАЗУРЕЦЬ



**ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА  
на кваліфікаційну роботу бакалавра**

студента гр. КН-21-2 Кока Ігоря Андрійовича

за темою Метод автоматизованого контролю за тютюнопалінням у публічних місцях з використанням глибокого навчання

**1. Актуальність теми**

Проблема тютюнопаління в публічних місцях залишається однією з найактуальніших у сфері громадського здоров'я та безпеки. Незважаючи на наявність законодавчих обмежень, куріння у заборонених зонах – на зупинках, у громадському транспорті, парках, поблизу закладів освіти – продовжує мати місце. Це створює ризики не лише для курців, а й для оточуючих, які зазнають впливу пасивного куріння. Особливо важливо це питання постає у місцях масового скупчення людей, де навіть незначні порушення можуть призводити до серйозних наслідків для здоров'я населення. Тому, задача автоматизованого контролю за тютюнопалінням у публічних місцях з використанням глибокого навчання є вкрай актуальною.

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

За стандартом, а саме описом предметної області, об'єктом роботи є процес автоматизованого контролю за тютюнопалінням у публічних місцях. Мета роботи полягає у підвищенні точності автоматизованого виявлення тютюнопалінням у публічних місцях. Для вирішення задачі було використано сучасні методи глибокого навчання, тому результати виконання кваліфікаційної роботи бакалавра відповідають стандарту бакалавра спеціальності 122 – Комп'ютерні науки.

**3. Професійні та особистісні якості бакалавра**

Під час виконання кваліфікаційної роботи бакалавра студент продемонстрував відповідальний і системний підхід до вирішення поставлених завдань, високий рівень самоорганізації та здатність ефективно здійснювати дослідницьку діяльність. На всіх етапах роботи здобувач показав глибокі фахові знання та навички, що повністю відповідають вимогам освітньої програми за спеціальністю «Комп'ютерні науки».

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

Усі етапи дослідження, результати якого викладено у кваліфікаційній роботі, були виконані студентом самостійно, без залучення допоміжних осіб, що свідчить про його належну підготовку та здатність до самостійного наукового дослідження.

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

У ході виконання кваліфікаційної роботи здобувач виявив глибоке знання сучасних методів наукового дослідження, а також впевнене володіння практичними навичками застосування актуальних технологій та інструментів, що відповідають вимогам фаху.

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

Тема кваліфікаційної роботи розкрита повно та структуровано. У межах дослідження обґрунтовано актуальність обраного напрямку, здійснено детальний аналіз сучасних наукових підходів, а поставлені завдання сформульовано чітко й реалізовано на високому рівні. Важливим результатом стало створення програмного продукту, що забезпечує можливість практичного оцінювання ефективності запропонованого підходу.

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

Робота вирізняється структурованістю, послідовним та зрозумілим викладом матеріалу, а також належним рівнем лінгвістичної грамотності; усі твердження підтверджені відповідними аргументами і пов'язані з дослідницькою задачею.

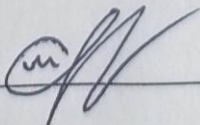
#### **8. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи бакалавра, окремих її частин**

Розроблений у роботі метод та інтелектуальна система можуть бути використані для моніторингу дотримання заборони на куріння в публічних місцях шляхом автоматичного виявлення випадків тютюнопаління за допомогою засобів комп'ютерного зору. Система може бути інтегрована в існуючі системи відеоспостереження для оперативного сповіщення відповідальних служб про порушення, що сприятиме підвищенню ефективності контролю, забезпеченню громадської безпеки та формуванню культури дотримання законодавства.

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

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

Керівник



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



## РЕЦЕНЗІЯ

### на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента гр. КН-21-2 Кока Ігоря Андрійовича

за темою: Метод автоматизованого контролю за тютюнопалінням у публічних місцях з використанням глибокого навчання

#### 1. Актуальність обраної теми

Попри чинні законодавчі заборони, випадки куріння у невстановлених зонах — на зупинках громадського транспорту, у парках, біля освітніх установ чи безпосередньо в транспорті — все ще трапляються. Такі порушення становлять загрозу не лише для самих курців, але й для людей навколо, які піддаються впливу пасивного куріння. Проблема тютюнопаління у громадських місцях залишається надзвичайно актуальною у контексті охорони громадського здоров'я та забезпечення публічної безпеки. Особливо гостро ця проблема постає у місцях великого скупчення людей, де навіть одиничні випадки куріння можуть мати негативні наслідки для здоров'я громадян. У цьому контексті розробка та впровадження систем автоматизованого виявлення тютюнопаління із використанням методів глибокого навчання набуває особливої актуальності.

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

Під час виконання кваліфікаційної роботи студент проявив ґрунтовне розуміння поставленої мети та завдань. Дотримання обраної методології в процесі проведення дослідження свідчить про високий рівень наукової компетентності, а також про здатність застосовувати теоретичні знання у практичній діяльності з урахуванням вимог сучасної науки.

#### 3. Зміст кожного розділу роботи

В першому розділі наведено характеристику предметної області, зокрема аналіз моделей, методів та реалізацій в області автоматизації контролю за тютюнопалінням у публічних місцях. В другому розділі було спроектовано інтелектуальну систему моніторингу тютюнопаління у громадських місцях, а саме було окреслено кроки методу, проєктну та нейромережеву архітектуру для автоматизованого виявлення тютюнопаління. Третій розділ присвячено експериментальному дослідженню методу автоматизованого виявлення тютюнопаління в публічних місцях засобами глибокого навчання.

4. Оцінка розробленої інформаційної системи, її практична цінність

Запропонований метод та його програмна реалізація демонструють високу ефективність автоматизованого виявлення тютюнопаління у публічних просторах. Проведене дослідження підтвердило доцільність застосування трансформерних архітектур у поєднанні з інтерпретованими механізмами уваги для розв'язання задач комп'ютерного зору. Розроблений підхід не лише підвищує точність автоматизованого виявлення, але й забезпечує прозорість та довіру до прийнятих рішень штучного інтелекту.

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Кваліфікаційна робота виконана з урахуванням вимог чинних нормативних документів, що свідчить про високий рівень наукової культури здобувача. Послідовна структура викладу та стилістична узгодженість матеріалу підтверджують ґрунтовну підготовку студента до подальшої професійної діяльності.

6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

Для кращого дослідження практичного застосування запропонованого методу, було б доцільним організувати його взаємодію з існуючими системами відеоспостереження, проте це більше стосується подальших рекомендованих напрямків досліджень. Автор не завжди послідовно застосовує термінологію, що подекуди ускладнює читачеві інтерпретацію змісту дослідження. Не в усіх позиціях списку використаних джерел надано повну бібліографічну інформацію, що не відповідає вимогам до наукового цитування. Втім, виявлені недоліки не впливають на загальний хід дослідження та не знижують значущості роботи в цілому.

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

Враховуючи якість виконання роботи та відповідність усім встановленим вимогам, кваліфікаційна робота може бути рекомендована до захисту. Рекомендується оцінка «відмінно».

Рецензент

доц. кер. МТЗ Яшишвілі О.М.