




КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

на тему Метод визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних

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

Виконала: студентка групи КНс-21-1  Ксенія УСПЕНСЬКА
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

18 червня 2024 р.




Олександр БАРМАК

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

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

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри комп'ютерних наук


(підпис)
д.т.н., професор Олександр БАРМАК
« 16 » листопада 2024 року

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних»
2. Завдання видано студентці Ксенії УСПЕНСЬКІЙ
(Ім'я, прізвище)
3. Керівник роботи доцент кафедри КН Олександр МАЗУРЕЦЬ
(посада, ім'я, прізвище)
4. Затверджено наказом університету від « 15 » листопада 2024 р. № 8
5. Дата видачі завдання студенту: « 16 » листопада 2024 р.
6. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:
Мета роботи – спрощення процесу визначення значень атрибутів об'єктів баз даних за рахунок нейромережевої класифікації їх графічних зображень. Для досягнення мети слід виконати такі задачі: аналіз засобів штучного інтелекту для видобутку структурованих даних із графічних зображень; аналіз сучасних наукових рішень для видобутку структурованих даних з графічних зображень; розробити метод визначення значень атрибутів за графічними зображеннями; спроектувати та реалізувати необхідну базу даних та інтелектуальну систему, що використовує розроблений метод, виконати дослідження ефективності створеного методу з використанням розробленої інтелектуальної системи.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

№	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи бакалавра	Термін виконання	Примітка
1	Вибір напряму дослідження та узгодження тематики кваліфікаційної роботи бакалавра з керівником, складання календарного графіка виконання роботи	січень 2024	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю, формулювання мети та задач дослідження, визначення об'єкта та предмета дослідження	лютий 2024	виконано
3	Проектування та розробка загальної архітектури програмного забезпечення, інтерфейсу користувача, вибір засобів реалізації програмного забезпечення	березень 2024	виконано
4	Створення та тестування програмного забезпечення	квітень 2024	виконано
5	Написання пояснювальної записки, урахування зауважень керівника, оформлення згідно вимог	травень 2024	виконано
6	Розробка презентаційних матеріалів та попередній захист кваліфікаційної роботи	травень 2024	виконано
7	Отримання відгуку керівника, рецензії, перевірка на плагіат, нормоконтроль	червень 2024	виконано
8	Підготовка до захисту та захист кваліфікаційної роботи бакалавра	червень 2024	виконано

Виконавець: студентка групи КНс-21-1

Група виконавця

Підпис

Ксенія УСПЕНСЬКА

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 визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних»

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студентка групи КНс-21-1 Ксенія УСПЕНСЬКА

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

Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
73	33	27	32	3

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є спрощення процесу визначення значень атрибутів об'єктів баз даних за рахунок нейромережевої класифікації їх графічних зображень, що було досягнуто шляхом розробки та програмної реалізації відповідного методу.

Розроблена інтелектуальна система використовує метод визначення значень атрибутів і призначена для контролю стану працівників на заводах, офісах, тощо. Реалізація визначення атрибутів об'єктів зображень дозволяє контролювати сонливість, емоційний стан та наявність засобів захисту працівників для забезпечення безпеки та підвищення ефективності працівників підприємства. Напрямками практичного використання розробленої інформаційної системи визначено автоматизоване визначення атрибутів об'єктів зображень.

Ключові слова: графічне зображення, атрибут, база даних, інтелектуальна система, відеоконтроль стану працівників, CNN.

Виконавець: студентка групи КНс-21-1

Група виконавця


Підпис

Ксенія УСПЕНСЬКА

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Зміст

Перелік скорочень	4
Вступ.....	5
Розділ 1 Аналіз проблеми інтелектуального видобутку структурованих даних із графічних зображень.....	7
1.1 Аналіз особливостей визначення значень атрибутів сутностей за графічними зображеннями в базах даних.....	7
1.2 Аналіз засобів штучного інтелекту для видобутку структурованих даних із графічних зображень	9
1.3 Аналіз сучасних наукових рішень для видобутку структурованих даних з графічних зображень	12
1.4 Аналіз підходів до нейромережевої обробки зображень обличч людей у відеопотоці.....	14
1.5 Мета, задачі та вимоги до реалізації інформаційної системи	17
Розділ 2 Метод визначення значень атрибутів об’єктів.....	20
2.1 Кроки методу визначення значень атрибутів об’єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних	20
2.2 Застосування методу визначення значень атрибутів об’єктів для задачі нейромережевого контролю стану працівників.....	21
2.3 Проектна архітектура системи та взаємозв’язок компонентів.....	22
2.4 Аналіз та автоматизація обробки потоків даних	24
2.5 Розробка архітектури нейронної мережі	26
2.6 Проектування бази даних інтелектуальної системи контролю стану працівників за відеопотоком.....	27
2.7 Підготовка робочих вхідних даних для системи	34
2.8 Особливості використання спеціалізованих програмних компонентів	38
2.9 Підхід до дослідження методу визначення значень атрибутів об’єктів	40
2.10 Висновки до розділу 2	41

Розділ 3 Експериментальне дослідження методу визначення значень атрибутів об'єктів за графічними зображеннями у базах даних	43
3.1 Структура та функціональне призначення програмних складових інтелектуальної системи контролю стану працівників за відеопотоком	43
3.2 Вибір засобів розробки інформаційної інтелектуальної системи контролю стану працівників за відеопотоком	44
3.3 Особливості реалізації програмних складових інтелектуальної системи контролю стану працівників за відеопотоком	46
3.4 Тестування інтелектуальної системи та вимоги до розгортання	48
3.5 Аналіз функціональності інтелектуальної системи контролю стану працівників за відеопотоком	51
3.6 Результати досліджень ефективності визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами.....	57
3.7 Висновки до розділу 3	66
Загальні висновки.....	68
Перелік посилань.....	71
Додатки	

Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
БД	База даних
КРБ	Кваліфікаційна робота бакалавра
СКБД	Система керування базами даних
ІІ	Штучний інтелект
BFILE	Binary file large object
BLOB	Binary large object
CPU	Central processing unit
CNN	Convolutional neural network
GPU	Graphics processing unit
NumPy	Numerical python
PIL	Python imaging library
ReLU	Rectified linear unit
TPU	Tensor processing Unit
XML	Extensible markup language

Вступ

Кваліфікаційна робота бакалавра присвячена спрощенню процесу визначення значень атрибутів об'єктів баз даних за рахунок нейромережевої класифікації їх графічних зображень, що було досягнуто шляхом розробки методу визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних та відповідної інтелектуальної системи контролю стану працівників за відеопотоком, що здійснювати постійний моніторинг за робочим процесом та оперативно реагувати на виявлені аномалії або негативні тенденції, забезпечуючи високий рівень безпеки та ефективності виробничих процесів.

Актуальність. На сучасному етапі є актуальною розробка підходів до визначення значень атрибутів об'єктів, що дозволяє виконувати перетворення вхідних даних у вигляді відеопотоку та показника частоти фіксації у вихідні дані у вигляді перелік значень актуальних атрибутів об'єктів у БД за допомогою одержання кадру для обробки з відеопотоку, одержання зображення об'єкту для розпізнавання із кадру та визначення значення атрибуту об'єкта за зображенням. За такого підходу, нейромережева класифікація графічних зображень в базі даних дозволяє автоматизовано визначати їх відповідні властивості, формуючи таким чином значення атрибутів об'єктів цих у базі даних, що збільшує обсяг відомостей щодо цих об'єктів та дозволяє уникати виконання людиною рутинних операцій по роботі з базою даних.

Реалізація автоматизованого визначення атрибутів об'єктів зображень дозволяє контролювати сонливість, емоційний стан та наявність засобів захисту працівників для забезпечення безпеки та підвищення ефективності працівників підприємства.

Об'єкт дослідження – процес визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних.

Предмет дослідження – нейромережеві методи розпізнавання зображень, методи організації роботи з даними, методи моделювання баз даних.

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра – спрощення процесу визначення значень атрибутів об'єктів баз даних за рахунок нейромережевої класифікації їх графічних зображень.

Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра – Провести аналіз проблеми інтелектуального видобутку структурованих даних із графічних зображень. Виконати аналіз сучасних наукових рішень для видобутку структурованих даних з графічних зображень. Здійснити аналіз підходів до нейромережевої обробки зображень облич людей у відеопотоці. Визначити кроки методу визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних. Спроекувати архітектуру системи та взаємозв'язок компонентів. Провести аналіз та автоматизація обробки потоків даних. Виконати розробку архітектури нейронної мережі. Спроекувати базу даних інтелектуальної системи контролю стану працівників за відеопотоком, Здійснити підготовку робочих вхідних даних для систем. Визначити особливості використання спеціалізованих програмних компонентів. Здійснити визначення шляхів дослідження та засобів створення програмного забезпечення. Розробити структуру та функціональне призначення програмних складових інтелектуальної системи контролю стану працівників за відеопотоком. Здійснити вибір засобів розробки інформаційної інтелектуальної системи контролю стану працівників за відеопотоком. Визначити особливості реалізації програмних складових інтелектуальної системи контролю стану працівників за відеопотоком. Здійснити тестування інтелектуальної системи та вимоги до розгортання. Провести аналіз функціональності інтелектуальної системи контролю стану працівників за відеопотоком.

Розділ 1 Аналіз проблеми інтелектуального видобутку структурованих даних із графічних зображень

1.1 Аналіз особливостей визначення значень атрибутів сутностей за графічними зображеннями в базах даних

Зміна й збереження даних в базі даних – це складний та відповідальний процес, який відрізняється від роботи із файлами інших програм для обробки даних. Для збереження інформації використовується комбінований підхід, який включає в себе звичайні операції збереження і спеціальні операції, характерні лише для систем управління базами даних.

База даних вважається узгодженою (цілісною) [1], якщо всі обмеження цілісності, визначені для неї, виконані. Обмеження цілісності являються твердженнями, що можуть бути правдивими або хибними у залежності від стану бази даних. Якщо хоча б одне з тверджень є хибним, цілісність бази даних порушена, і вона вже не знаходиться узгодженим стані.

Незважаючи на широке поширення і активний розвиток новітніх підходів до організації та обробки інформаційних ресурсів, таких як об'єктно-орієнтовані бази даних, слабкоструктуровані й напівструктуровані дані, веб-ресурси, графічні та мультимедійні зображення, реляційні бази даних [2] продовжують залишатися ключовим інструментом для зберігання та обробки даних у різноманітних інформаційних системах і технологіях.

Реляційна модель залишається популярною через кілька ключових факторів:

- теоретична основа та прогресивні технології роботи з реляційними базами даних гарантують високу ефективність їх опрацювання;
- на сьогоднішній день не існує альтернативних методів опрацювання даних, які забезпечували б таку ж ефективність роботи з різними типами інформаційних ресурсів, як реляційні бази даних;
- функціональні можливості реляційної моделі не обмежуються табличною структурою і можуть бути застосовані до опрацювання

слабкоструктурованих та неоднорідних даних, використання об'єктно-орієнтованих та інших новітніх технологій.

Структура реляційних відношень у нормалізованій базі даних [3] повинна бути оптимальною, тобто такою, яка є найбільш стійкою при внесенні змін у дані та зв'язки між ними. Ненормалізовані відношення можуть спричинити аномалії, пов'язані з операціями підтримки актуального стану даних, які можна виявити лише, враховуючи конкретну семантику даних.

Існує кілька видів аномалій. Аномалія додавання виникає тоді, коли для додавання нового запису до відношення потрібно додати додаткові записи через залежність даних. Наприклад, для додавання нового абітурієнта на математичний факультет потрібно додати записи про те, що він складає ті самі предмети, що і інші абітурієнти цього факультету.

Аномалія видалення виникає, коли видалення запису призводить до видалення інших записів через залежність даних. Наприклад, якщо видалити запис про абітурієнта на математичний факультет, потрібно видалити і записи про предмети, які він повинен складати. Якщо видалити запис про абітурієнта на фізичний факультет, може бути втрачена інформація про предмети, які він повинен складати на цьому факультеті.

Аномалія оновлення виникає, коли потрібно оновити декілька записів через залежність даних. Наприклад, якщо потрібно змінити список іспитів, які складаються на факультеті, це потрібно зробити для всіх абітурієнтів цього факультету.

Проблема вирішення аномалій у реляційних базах даних виникає на етапі логічного проектування через наявність різноманітних обмежень, таких як функціональні і багатозначні залежності. Ця проблема потребує застосування нормалізації, щоб перетворити дані до відповідних нормальних форм [4] і вирішити ці аномалії.

Для збереження графічних файлів у базі даних можуть використовуватися спеціальні типи даних, такі як BLOB (Binary Large Object) або BFILE (Binary

File) [5], які дозволяють зберігати графічні зображення у вигляді бінарних об'єктів безпосередньо в базі даних.

Деякі системи керування базами даних підтримують спеціалізовані формати даних для зображень, такі як JPEG, PNG або GIF. Вони дозволяють ефективно зберігати графічні зображення зі збереженням їх якості та розміру. Використання таких форматів може спростити збереження та обробку графічних зображень у базі даних.

Параметри зображень у базі даних можуть включати різноманітні характеристики, такі як розмір файлу, формат (наприклад, JPEG, PNG, GIF), розміри (ширина та висота зображення в пікселях), дату та час створення або зміни файлу, а також додаткові метадані, такі як автор, ключові слова або опис зображення. Деякі системи керування базами даних або розширені функції можуть також підтримувати спеціальні параметри для обробки графічних зображень, такі як кольоровий профіль, гамму або інші характеристики, що впливають на відображення зображення. Керування цими параметрами є важливим для ефективного збереження, обробки та використання графічних ресурсів у базі даних.

Отже, було проаналізовано особливості збереження даних у БД та реляційної моделі, її можливі аномалії. Також вирішення цих аномалій за допомогою нормалізації даних. Було розглянуто можливості СКБД із збереження графічних зображень. Крім того, було визначено, які існують параметри зображень у базах даних.

1.2 Аналіз засобів штучного інтелекту для видобутку структурованих даних із графічних зображень

Людина може розпізнати за долю секунди те, що для сучасного комп'ютера може займати декілька секунд, хвилин або навіть годин, оскільки там, де людина автоматично розпізнає контури, лінії та об'єкти, комп'ютер бачить лише великі масиви даних, які необхідно постійно обчислювати.

Комп'ютерний зір [6] являється галуззю штучного інтелекту (ШІ), що дозволяє комп'ютерам та системам виділяти значущу інформацію з цифрових зображень, відео та інших візуальних входів, а також приймати рішення або надавати рекомендації на основі цієї інформації.

Один із ключових напрямків застосування комп'ютерного зору – розпізнавання образів, що полягає в застосуванні комп'ютерних алгоритмів [7] для виявлення закономірностей у даних. Цей процес включає класифікацію даних на основі статистичної інформації або знань, отриманих з шаблонів та їхнього представлення.

Алгоритми розпізнавання образів відзначаються наступними особливостями:

- висока точність розпізнавання;
- можливість розпізнавання невідомих об'єктів;
- здатність розпізнавати предмети з різних ракурсів;
- відновлення шаблонів у випадку відсутності даних;
- можливість виявлення частково прихованих шаблонів.

Розпізнавання образів використовує концепцію навчання (Рисунок 1.1), яка дозволяє системі розпізнавання образів навчатися та адаптуватися для отримання більш точних результатів. Частина набору даних використовується для навчання системи, а інша – для її тестування.



Рисунок 1.1 – Використання даних для навчання та тестування

Процес розпізнавання образів [8] складається з п'яти основних фаз:

1. Виявлення – система перетворює вхідні дані в аналогічні дані;

2. Сегментація – ізоляція виявлених об'єктів;
3. Вилучення ознак – обчислення характеристик або властивостей об'єктів для подальшої класифікації;
4. Класифікація – об'єкти класифікуються або групуються;
5. Післяобробка – додаткові міркування приймаються перед прийняттям рішення.

На сьогоднішній день розпізнавання образів за допомогою нейронних мереж [9] є найбільш популярним методом. Нейронні мережі складаються з паралельних субодиноць, які називаються нейронами, що імітують процес прийняття рішень людиною. Це можна розглядати як масово паралельні обчислювальні системи, що складаються з великої кількості простих процесорів з безліччю взаємозв'язків (нейронів). Один з найбільш популярних та успішних видів машинного навчання, що використовує нейронні мережі, це глибоке навчання, яке використовує глибокі згорткові нейронні мережі (CNN) для розв'язання задач класифікації.

Розпізнавання образів за допомогою нейронних мереж відзначається перевагами перед іншими методами, оскільки може динамічно змінювати ваги на ітераційних образах.

Останнім часом на українських дорогах збільшується кількість камер автофіксації порушень правил дорожнього руху. Вони призначені для виявлення порушень швидкісного режиму, а деякі також можуть розпізнавати проїзд на червоне світло та порушення правил перетину подвійної суцільної лінії та смуги руху громадського транспорту. Проте проблема ввезення автомобілів з європейськими номерами до України, які фактично є незареєстрованою власністю, залишається актуальною.

Отже, було проаналізовано засоби штучного інтелекту для видобутку структурованих даних із графічних зображень, що показали високу ефективність у розпізнаванні образів та класифікації об'єктів. Ці технології дозволяють автоматизувати процеси обробки візуальної інформації, значно підвищуючи

точність та швидкість прийняття рішень у різних сферах, таких як безпека, транспорт, медицина та інші.

1.3 Аналіз сучасних наукових рішень для видобутку структурованих даних з графічних зображень

Проблема розпізнавання образів широко поширена і застосовується у багатьох сферах [10], таких як визначення географічних об'єктів на Землі та в космосі, діагностика захворювань за допомогою рентгенівських, ультразвукових, термографічних зображень та розпізнавання осіб для ідентифікації або виявлення злочинців за допомогою фотографій або відеоспостереження. Ця проблема привертає значну увагу дослідників, особливо в контексті розвитку штучного інтелекту.

Один з ключових методів розв'язання цієї проблеми – комп'ютерний зір, що полягає в створенні штучних систем для аналізу зображень. Для багатьох завдань в області комп'ютерного зору важливо ефективно класифікувати зображення. Останнім часом найкращі результати у цій галузі показують згорткові нейронні мережі. Проте, такі мережі вимагають значних обчислювальних ресурсів, що ускладнює їх застосування на пристроях з обмеженими можливостями, таких як комп'ютери, ноутбуки чи мобільні телефони.

Для вирішення цієї проблеми запропоновано використовувати адаптивну післянавчану мобільну нейронну мережу [11]. Ця мережа може бути навчена один раз, а потім конфігуруватися для зміни швидкості виконання в залежності від потреб користувача. Вона базується на блоках післянавчання (PTA), які дозволяють ефективно конфігурувати мережу для пристроїв з різною швидкістю обчислення. Такий підхід може сприяти більш широкому використанню нейронних мереж у різних пристроях. Для кращого аналізу сучасних наукових рішень потрібно розглянути приклади використання глибокої нейронної мережі.

Програма FaceReader [12] із використанням CNN здатна точно розпізнавати вирази обличчя, такі як «щасливий», «сумний», «сердитий», «здивований», «переляканий», «незадоволений» і «нейтральний», що ілюструється на рисунку 1.2. Окрім цього, FaceReader може визначати вік, стать і етнічну приналежність людей за їхніми обличчями, не потребуючи додаткового навчання чи налаштування.



Рисунок 1.2 – Приклад роботи програми FaceReader [12]

У програмі використовується метод Active Template, який полягає в накладенні деформованого шаблону на зображення обличчя.

До переваг даної програми можна віднести:

- середній відсоток розпізнавання емоцій складає 89%;
- нахил обличчя може бути будь-яким у площині;
- програма працює з відео у форматах з кодеками MPEG1, DivX6, DV-AVI і AVI, дозволяючи визначати емоції по кадрах або переглядаючи все відео.

FaceReader також може працювати зі статичними зображеннями та в реальному часі за допомогою підключеної веб-камери;

- програма має візуалізацію, а саме можна переглядати гистограми, діаграми, відсоток виражених емоцій, також мікровирази у певний проміжок часу.

У той же час програма має суттєві недоліки:

- система не натренована на розпізнавання дітей до 5 років;
- розпізнавання емоцій у людей в окулярах неточне або взагалі не здійснюється;

- люди із різним кольором шкіри по-різному сприймаються системою, оскільки програма не повністю адаптована;

- програма не розпізнає обличчя, повернуті вбік.

Отже, було здійснено аналіз сучасних наукових рішень для видобутку структурованих даних з графічних зображень, який показав, що комп'ютерний зір та згорткові нейронні мережі є ефективними інструментами для розпізнавання облич та емоцій, хоча й мають певні обмеження. Визначення можливостей та недоліків програм, таких як FaceReader, дозволяє краще зрозуміти поточний стан технології та напрямки для її вдосконалення.

1.4 Аналіз підходів до нейромережевої обробки зображень облич людей у відеопотоці

Процес розпізнавання облич можна описати як послідовність завдань, що дозволяють ідентифікувати людину за цифровим зображенням або відеофрагментом. Спочатку система отримує зображення з камери, після чого за допомогою алгоритмів визначаються межі обличчя (етап виявлення). Комп'ютер повинен визначити, де саме на зображенні знаходиться об'єкт ідентифікації, тобто обличчя, і визначити його точні або приблизні координати. Наступний етап – розпізнавання – включає трансформацію обличчя (змінюється його яскравість, вирівнюється, масштабується і т.д.) до певного заданого виду. Після

цього обчислюються ознаки і проводиться порівняння їх з еталонами, збереженими в базі даних. Останній етап – порівняння – може бути ідентифікацією або верифікацією, залежно від системи.

У верифікації відбувається порівняння зразків за схемою "1:1". Система порівнює біометричний зразок [13] з одним із збережених в базі даних шаблонів і відповідає на питання "Чи є ця людина (на фото) тією людиною, з якою ми порівнюємо (на шаблоні)?" У ідентифікації відбувається порівняння зразків за схемою "1:N". Система порівнює біометричний зразок з усіма збереженими в базі даних шаблонами обличчя і відповідає на питання "хто це?". Послідовні етапи визначення особи у відеопотоці наведені на рисунку 1.3.



Рисунок 1.3 – Розпізнавання особи через відеопотік [13]

Після передачі зображення у вигляді цифрових даних з камери на комп'ютер, воно обробляється за допомогою спеціального алгоритму, який визначає розташування області обличчя за його основними рисами (очі, рот, брови, ніс і т. д.). Існує багато таких методів виявлення осіб [14], більшість з яких є комбінацією інших методів. Однак всі ці методи можна розділити на дві основні категорії: методи на основі знань, які ґрунтуються на досвіді людини, і методи виявлення особи за зовнішніми ознаками (методи, що вимагають етапу навчання системи шляхом обробки тестових зображень). Класифікація цих методів виявлення представлена на рисунку 1.4.

Методи, що ґрунтуються на знаннях, використовують інформацію про обличчя, його риси, форму, текстуру або колір шкіри. Вони встановлюють певний набір правил (властивостей і особливостей обличчя), яким повинен відповідати фрагмент кадру, щоб бути визнаним людським обличчям. Визначення такого набору правил являється досить простим. Всі ці правила

представляють собою формалізовані знання, за якими керується людина, визначаючи, чи є обличчя перед нею.



Рисунок 1.4 – Класифікація методів розпізнавання [14]

Наприклад, основні правила такі: області очей, носа та рота відрізняються за яскравістю від інших частин обличчя; очі на обличчі завжди розташовані симетрично відносно одна одної. За допомогою цих й інших схожих властивостей розробляються алгоритми, які перевіряють виконання цих правил на зображенні. До цієї ж групи методів відноситься більш загальний метод – метод порівняння за шаблоном. В даному методі, з використанням опису властивостей окремих областей обличчя та їх заданого взаємного розташування, визначається стандарт обличчя (шаблон), з яким у майбутньому порівнюють вхідне зображення.

Процес розпізнавання об'єктів навколишнього середовища можна розділити на етапи:

1. Порівняння кадрів у [15] відеопотоці – одна з проблем, які можуть виникнути, полягає в тому, що кадри можуть бути майже однаковими або мати незначні відмінності. Існують три основні підходи до розв'язання цієї задачі: порівняння значень хеш-функцій двох кадрів при їхній зміні; обчислення коефіцієнта кореляції; побудова й аналіз дескрипторів SURF.

2. Перевірка якості графічного зображення – на цьому етапі можуть виникнути проблеми з розмитістю, шумами та експозицією кадрів. Якщо якість кадру низька, його можна викинути. На цьому етапі також проводиться оцінка контрастності, гостроти та різкості зображення.

3. Зменшення розміру графічного зображення – після визначення вхідних кадрів у великому розмірі, їх можна зменшити для полегшення обробки. Це може допомогти зменшити кількість операцій та час, необхідний для розпізнавання.

4. Розпізнавання об'єктів на графічному зображенні – на цьому етапі можуть виникнути проблеми з обертанням, видаленням або накладанням об'єктів. Ці проблеми можна вирішити за допомогою універсальних алгоритмів розпізнавання.

5. Одержання результату розпізнавання.

Отже, було проаналізовано підходи до нейромережевої обробки зображень обличч людей у відеопотоці, який показав, що вирішення проблем з якістю зображень і зменшення їх розміру оптимізують обробку, а також нейромережеві технології відкривають нові можливості для систем безпеки та аутентифікації.

1.5 Мета, задачі та вимоги до реалізації інформаційної системи

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є спрощення процесу визначення значень атрибутів об'єктів баз даних за рахунок нейромережевої класифікації їх графічних зображень, для чого слід розробити та програмно реалізувати метод визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних. Поставлена мета визначає необхідність розв'язку наступних задач:

– виконати аналіз особливостей визначення значень атрибутів сутностей за графічними зображеннями у базах даних;

- виконати аналіз засобів штучного інтелекту для видобутку структурованих даних із графічних зображень;
- провести аналіз сучасних наукових рішень для видобутку структурованих даних з графічних зображень;
- виконати аналіз підходів до нейромережевої обробки зображень обличь людей у відеопотоці;
- розробити метод визначення значень атрибутів за графічними зображеннями;
- на основі розробленого методу виконати проектування структури системи нейромережевої обробки зображень обличь людей у відеопотоці;
- здійснити вибір засобів розробки для інтелектуальної системи контролю стану працівників за відеопотоком;
- здійснити програмну реалізацію системи визначення значень атрибутів за графічними зображеннями;
- провести тестування розробленої інтелектуальної системи контролю стану працівників за відеопотоком;
- здійснити дослідження ефективності розробленого методу з використанням розробленої інтелектуальної системи контролю стану працівників за відеопотоком.

Для дослідження ефективності розробленого методу визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних слід виконати його програмну реалізацію у вигляді інтелектуальної системи контролю стану працівників за відеопотоком, що буде містити наступні основні функції:

- введення назви відеопотоку та збереження його в БД;
- перегляд параметрів обробки відеопотоку;
- перегляд відеопотоку з камери;
- збереження кадрів з відеопотоку;
- обрання кадру для обробки з відеопотоку;
- знаходження зображення об'єкту в кадрі та його збереження;

- перегляд одержаного зображення;
- виконання автоматичного знаходження об'єктів для всіх кадрів у серії;
- перегляд поточного зображення об'єкту;
- обрання атрибуту для визначення за зображенням;
- відображення назви та опису вибраного атрибуту;
- визначення атрибуту;
- перегляд та збереження визначеного атрибуту у БД;
- автоматичне визначення атрибутів для всіх зображень у серії.

Розділ 2 Метод визначення значень атрибутів об'єктів

2.1 Кроки методу визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних

Метод визначення значень атрибутів об'єктів призначений для спрощення процесу визначення значень атрибутів об'єктів баз даних за рахунок нейромережевої класифікації їх графічних зображень. Схема та кроки методу наведені на рисунку 2.1.



Рисунок 2.1 – Схема методу визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних

Вхідними даними методу визначення значень атрибутів об'єктів для кроку один являються відеопотік та показник частоти фіксації.

Першим кроком є одержання кадру для обробки з відеопотоку, що включає в себе фіксацію початку та завершення сесії відеопотоку, обробку відеопотоку, витяг кадрів згідно показника частоти фіксації, а також збереження та передача на обробку кадру.

Проміжними даними для кроку два є кадр для обробки з відеопотоку.

Наступним кроком являється одержання зображення об'єкту для розпізнавання із кадру. В нього входять завантаження актуального кадру відеопотоку, пошук областей з цільовими об'єктами на кадрі, вибір актуальної області з об'єктом, а також збереження та передача на обробку зображення об'єкта.

Проміжними даними для кроку три є зображення об'єкта для класифікації. Також вхідними даними являється перелік актуальних атрибутів.

Третім кроком являється визначення значення атрибуту об'єкта за зображенням, що включає в себе одержання зображення об'єкта для визначення атрибута, нейромережева класифікація зображення за актуальним атрибутом, а також збереження значення атрибута об'єкта.

Вихідними даними є перелік значень актуальних атрибутів об'єктів у БД.

Отже, запропонований метод визначення значень атрибутів об'єктів призначений для перетворення вхідних даних у вигляді відеопотоку та показника частоти фіксації у вихідні дані у вигляді перелік значень актуальних атрибутів об'єктів у БД за допомогою одержання кадру для обробки з відеопотоку, одержання зображення об'єкту для розпізнавання із кадру та визначення значення атрибута об'єкта за зображенням.

2.2 Застосування методу визначення значень атрибутів об'єктів для задачі нейромережевого контролю стану працівників

Нейромережевий контроль стану працівників є важливим напрямком в дослідженні, оскільки дозволяє автоматизувати процеси визначення стану працівників на основі їх фізичних характеристик та поведінкових ознак.

Атрибути об'єктів для задачі інтелектуальної системи контролю стану працівників за відеопотоком можуть включати в себе сонливість, емоційний стан та використання засобів захисту.

Один з способів визначення сонливості полягає в аналізі рухів очей та виразу обличчя працівника на графічних зображеннях, які отримані із відеопотоку. Нейромережа може класифікувати ці дані на два класи: "спить" та "бадьорий".

Зображення можуть бути аналізовані на наявність ознак стресу або спокою у виразі обличчя працівника. Нейромережа може класифікувати стан як "в стресі" або "в спокої".

Аналізуючи зображення працівника, нейромережа зможе визначити, чи має він на собі засіб захисту маску або її відсутність. Також може бути визначено, що працівник носить маску неправильно.

Отже, для методу визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних визначено, що за атрибутами сонливості, емоційного стану та засобу захисту буде проводитись контроль стану працівників.

2.3 Проектна архітектура системи та взаємозв'язок компонентів

На рисунку 2.2 наведено проектну архітектуру інтелектуальної системи контролю стану працівників та взаємозв'язок компонентів. Наведена проектна архітектура складається із 3-х підсистем та бази даних.

Підсистема одержання кадрів для обробки відеопотоку включає в себе такі функції як: перегляд параметрів обробки відеопотоку, введення назви відеопотоку, збереження актуальної назви відеопотоку у базу даних, перегляд властивостей відеопотоку з бази даних, перегляд назви кадру за замовчуванням, перегляд відеопотоку з камери, запуск або зупинка обробки відеопотоку, перегляд збережених кадрів та перехід до одержання зображень об'єктів.



Рисунок 2.2 – Схема проектної архітектури інтелектуальної системи контролю стану працівників

Підсистема одержання зображень об'єктів включає в себе такі функції як: обрання іншого відеопотоку, перегляд назви відеопотоку, обрання кадру для обробки з відеопотоку, перегляд назви поточного кадру, знаходження зображення об'єкту в кадрі, збереження зображення об'єкту у БД, перегляд назви зображення по замовчуванню, перегляд одержаного зображення об'єкту,

виконання автоматичного знаходження об'єктів для всіх кадрів у серії та перехід до визначення значень атрибутів об'єкту.

Підсистема визначення значень атрибутів об'єктів включає в себе такі функції як: обрання іншого зображення, перегляд назви зображення, перегляд поточного зображення об'єкту, обрання атрибуту для визначення за зображенням, перегляд назви поточного атрибуту, перегляд опису поточного атрибуту, перегляд параметрів роботи класифікатора, визначення атрибуту, перегляд визначеного атрибуту, збереження значення атрибуту у БД та автоматичне визначення атрибутів для всіх зображень у серії.

Отже, було наведено проектну архітектуру інтелектуальної системи та описано взаємозв'язок компонентів. Наведена проектна архітектура складається із 3-х підсистем: «Підсистема одержання кадрів для обробки відеопотоку», «Підсистема одержання зображень об'єктів» та «Підсистема визначення значень атрибутів об'єктів».

2.4 Аналіз та автоматизація обробки потоків даних

Ще одним важливим етапом розробки інформаційної системи є автоматизація обробки потоків даних.

Навігаційна схема між інтерфейсними формами інтелектуальної системи зображена на рисунку 2.3.

Інтелектуальна система буде складатись із трьох інтерфейсних форм: «Форма одержання кадрів для обробки відеопотоку», «Форма одержання зображень об'єктів» та «Форма визначення значень атрибутів об'єктів».

На всіх підсистемах мають бути переходи на решту форм інтелектуальної системи. Спрацьовувати переходи мають по подіям натиснення відповідних кнопок.

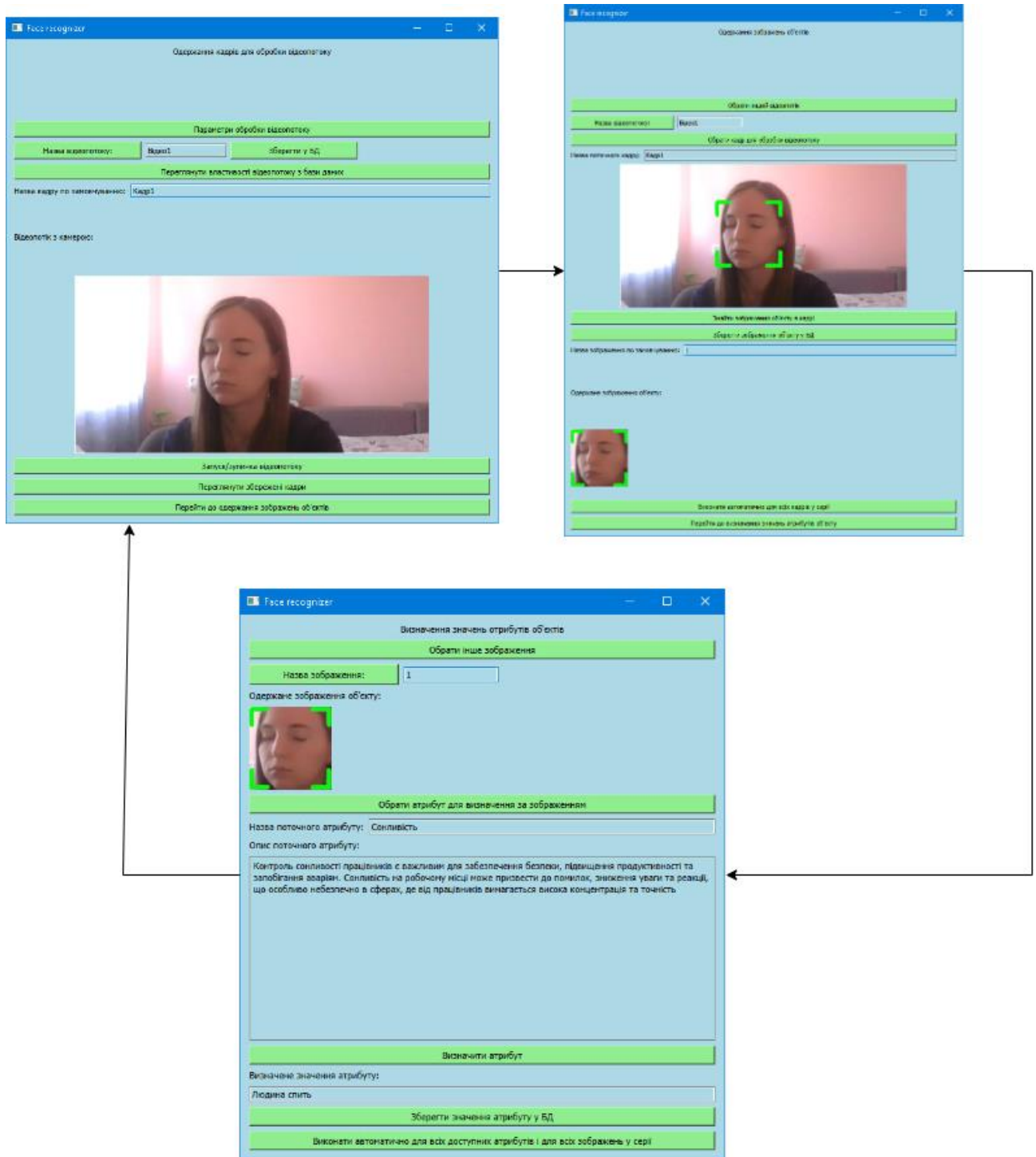


Рисунок 2.3 – Схема навігації між інтерфейсними формами інтелектуальної системи

Отже, було наведено схему навігації між інтерфейсними формами інтелектуальної системи, що має складатись із трьох інтерфейсних форм: «Форма одержання кадрів для обробки відеопотоку», «Форма одержання зображень об'єктів» та «Форма визначення значень атрибутів об'єктів».

2.5 Розробка архітектури нейронної мережі

Задача обробки зображення для пошуку атрибутів сонливості, емоційного стану та засобу захисту буде вирішуватись згортковою нейронною мережею CNN [16]. Архітектура нейромережі наведена на рисунку 2.4.

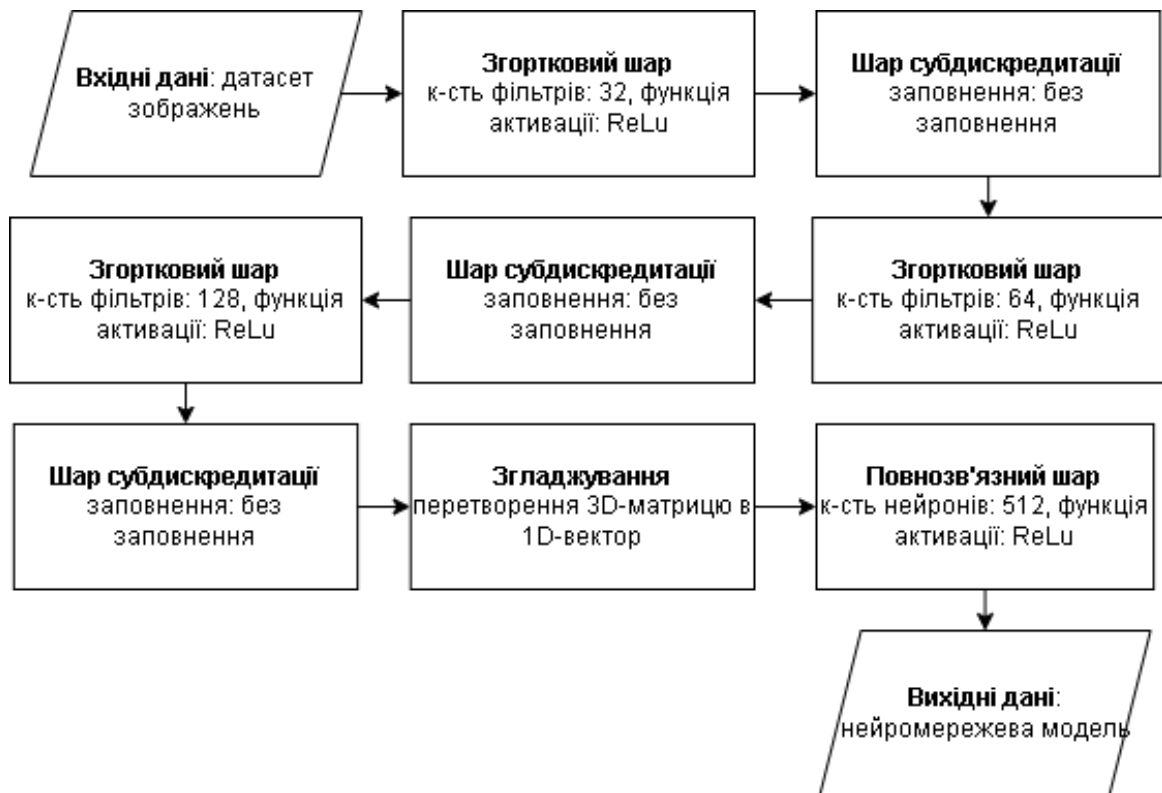


Рисунок 2.4 – Архітектура нейромережі CNN для пошуку атрибутів сонливості, емоційного стану та засобу захисту

Архітектура згорткової нейронної мережі починається з вхідного шару, який приймає зображення. Перший шар, який називається згортковим шаром, складається з 32 фільтрів розміром 3×3 і виконує операцію згортки. На виході цього шару формується карта ознак, яка потім проходить через функцію активації ReLU, що встановлює всі від'ємні значення в нуль.

Далі йде шар субдискретизації, який зменшує розмірність карти ознак, обираючи максимальне значення з кожного підмасиву розміром 2×2 . Цей шар допомагає зменшити кількість параметрів і обчислень у моделі, зберігаючи важливі інформаційні ознаки.

Наступний згортковий шар складається з 64 фільтрів розміром 3×3 і також використовує функцію активації ReLU. Він витягує більш складні ознаки з зображення, такі як кути і текстури. Після нього знову йде шар субдискретизації з вікном 2×2 , який зменшує розмірність вхідних даних.

Третій згортковий шар має 128 фільтрів розміром 3×3 і функцію активації ReLU. Він витягує ще більш складні ознаки, які допоможуть моделі розрізняти різні класи об'єктів на зображенні. Після цього йде третій шар субдискретизації з вікном 2×2 , який знову зменшує розмірність карти ознак.

Після завершення обробки на рівні згорткових і субдискретизаційних шарів, вихідні тривимірні карти ознак згладжуються в одномірний вектор. Цей вектор подається на вхід повнозв'язного шару, який складається з 512 нейронів і використовує функцію активації ReLU. Цей шар відповідає за обробку високорівневих ознак і підготовку до остаточного класифікаційного рішення.

Нарешті, вихідний шар містить стільки нейронів, скільки є класів у задачі класифікації і використовує функцію активації softmax. Ця функція перетворює вихідні значення в ймовірності належності до кожного класу, що дозволяє моделі робити остаточне передбачення.

Отже, наведено архітектуру згорткової нейронної мережі, яка складається з чотирьох шарів в подальшому буде навчена на наборі зображень.

2.6 Проєктування бази даних інтелектуальної системи контролю стану працівників за відеопотоком

Для розробки структури бази даних інтелектуальної системи контролю стану працівників за відеопотоком, необхідно визначити сутності предметної області. Кожна із сутностей має список властивостей, які її характеризують. На рисунку 2.5 зображено даталогічну модель бази даних інтелектуальної системи контролю стану працівників за відеопотоком. В створеній БД є такі таблиці: Video sessions, Frames from the video stream, Values of object attributes, Defined attributes of objects, Images of objects from frames, Attributes of objects,

Correspondence of classifiers, Kinds of classifiers, Types of classifiers, Classifiers.
Кожна таблиця зберігає дані про окрему сутність.

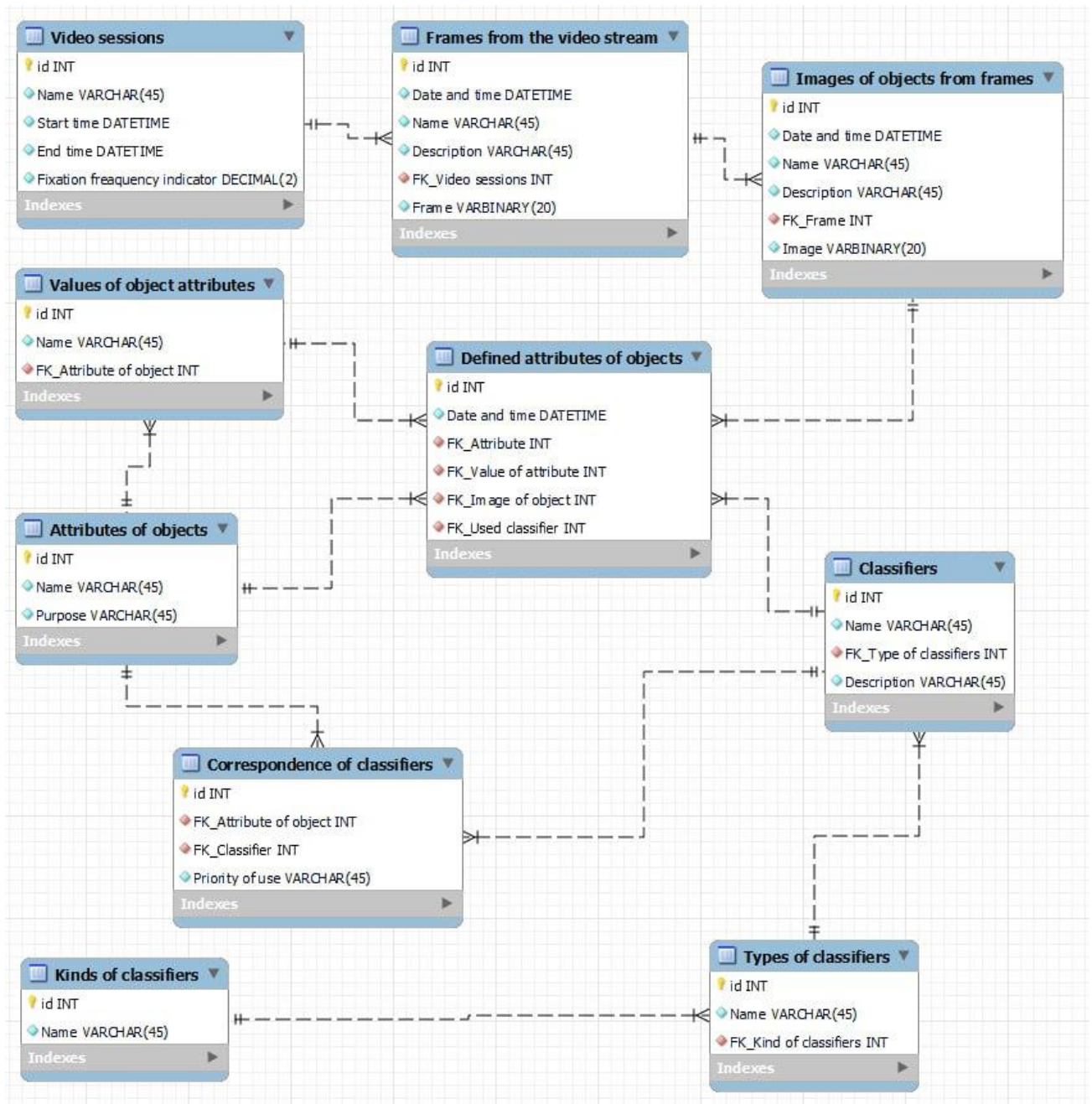


Рисунок 2.5 – Даталогічна модель бази даних інтелектуальної системи контролю стану працівників за відеопотоком

Таблиця «Video sessions» призначена для збереження даних про відеосесії. Атрибутами таблиці є: id, Name, Start time, End time, Fixation frequency indicator (Таблиця 2.1).

Таблиця 2.1 – Атрибути таблиці «Video sessions»

№ п/п	Назва	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ. Унікальний ідентифікатор відеосесії.
2.	Name	varchar(45)	Назва відеосесії.
3.	Start time	datetime	Дата і час початку відеосесії.
4.	End time	datetime	Дата і час закінчення відеосесії.
5.	Fixation frequency indicator	decimal(2)	Показник частоти фіксації.

Таблиця «Frames from the video stream» призначена для збереження даних про кадри з відеопотоку. Атрибути таблиці є: id, Date and time, Name, Description, FK_Video sessions, Frame (Таблиця 2.2).

Таблиця 2.2 – Атрибути таблиці «Frames from the video stream»

№ п/п	Назва	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ. Унікальний ідентифікатор кадрів з відеопотоку.
2.	Date and time	datetime	Дата та час.
3.	Name	varchar(45)	Назва кадру з відеопотоку.
4.	Description	varchar(45)	Опис кадру з відеопотоку.
5.	FK_Video sessions	int	Вторинний ключ. Посилання на запис із таблиці «Video sessions». Використовується для зв'язку кадру з відповідним відеопотоком.
6.	Frame	varbinary(20)	Кадр із відеопотоку

Таблиця «Images of objects from frames» призначена для збереження даних про зображення об'єктів з кадрів. Атрибути таблиці є: id, Date and time, Name, Description, FK_Frame, Image (Таблиця 2.3).

Таблиця 2.3 – Атрибути таблиці «Images of objects from frames»

№ п/п	Назва	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ. Унікальний ідентифікатор зображення об'єктів з кадрів.
2.	Date and time	datetime	Дата та час.
3.	Name	varchar(45)	Назва зображення об'єктів з кадрів.
4.	Description	varchar(45)	Опис зображення об'єктів з кадрів.
5.	FK_Frame	int	Вторинний ключ. Посилання на запис із таблиці «Frames from the video stream». Використовується для зв'язку зображення об'єктів з відповідним кадром.
6.	Image	varbinary(20)	Зображення об'єктів з кадрів.

Таблиця «Attributes of objects» призначена для збереження даних про атрибути об'єктів. Атрибутами таблиці є: id, Name, Purpose (Таблиця 2.4).

Таблиця 2.4 – Атрибути таблиці «Attributes of objects»

№ п/п	Назва	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ. Унікальний ідентифікатор атрибутів об'єктів.
2.	Name	varchar(45)	Назва атрибутів об'єктів.
3.	Purpose	varchar(45)	Призначення атрибутів об'єктів.

Таблиця «Classifiers» призначена для збереження даних про класифікатори. Атрибутами таблиці є: id, Name, FK_Type of classifiers, Description (Таблиця 2.5).

Таблиця 2.5 – Атрибути таблиці «Classifiers»

№ п/п	Назва	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ. Унікальний ідентифікатор класифікатора.
2.	Name	varchar(45)	Назва класифікатора.
3.	FK_Type of classifiers	int	Вторинний ключ. Посилання на запис із таблиці «Type of classifiers». Використовується для зв'язку класифікатора з відповідним типом класифікатора.
4.	Description	varchar(45)	Опис класифікатора.

Таблиця «Correspondence of classifiers» призначена для збереження даних про відповідності класифікаторів. Атрибути таблиці є: id, FK_Attribute of object, FK_Classifier, Priority of use (Таблиця 2.6).

Таблиця 2.6 – Атрибути таблиці «Correspondence of classifiers»

№ п/п	Назва	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ. Унікальний ідентифікатор відповідності класифікатора.
2.	FK_Attribute of object	int	Вторинний ключ. Посилання на запис із таблиці «Attributes of objects». Використовується для зв'язку відповідності класифікатора з відповідним атрибутом об'єкта.
3.	FK_Classifier	int	Вторинний ключ. Посилання на запис із таблиці «Classifiers». Використовується для зв'язку відповідності класифікатора з відповідним класифікатором.
4.	Priority of use	varchar(45)	Пріоритет використання.

Таблиця «Types of classifiers» призначена для збереження даних про типи класифікаторів. Атрибутами таблиці є: id, Name, FK_Kind of classifiers (Таблиця 2.7).

Таблиця 2.7 – Атрибути таблиці «Types of classifiers»

№ п/п	Назва	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ. Унікальний ідентифікатор типу класифікатора.
2.	Name	varchar(45)	Назва типу класифікатора.
3.	FK_Kind of classifiers	int	Вторинний ключ. Посилання на запис із таблиці «Kind of classifiers». Використовується для зв'язку типу класифікатора з відповідним видом класифікатора.

Таблиця «Kinds of classifiers» призначена для збереження даних про види класифікаторів. Атрибутами таблиці є: id, Name (Таблиця 2.8).

Таблиця 2.8 – Атрибути таблиці «Kinds of classifiers»

№ п/п	Назва	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ. Унікальний ідентифікатор виду класифікатора.
2.	Name	varchar(45)	Назва виду класифікатора.

Таблиця «Defined attributes of objects» призначена для збереження даних про визначені атрибути об'єктів. Атрибутами таблиці є: id, Date and time, FK_Attribute, FK_Value of attribute, FK_Image of object, FK_Used classifier (Таблиця 2.9).

Таблиця 2.9 – Атрибути таблиці «Defined attributes of objects»

№ п/п	Назва	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ. Унікальний ідентифікатор визначених атрибутів об'єктів.
2.	Date and time	datetime	Дата та час.
3.	FK_Attribute	int	Вторинний ключ. Посилання на запис із таблиці «Attributes of objects». Використовується для зв'язку визначеного атрибуту об'єкта з відповідним атрибутом об'єкта.
4.	FK_Value of attribute	int	Вторинний ключ. Посилання на запис із таблиці «Values of object attributes». Використовується для зв'язку визначеного атрибуту об'єкта з відповідним значенням атрибута.
5.	FK_Image of object	int	Вторинний ключ. Посилання на запис із таблиці «Images of objects from frames». Використовується для зв'язку визначеного атрибуту об'єкта з відповідним зображенням об'єкта.
6.	FK_Used classifier	int	Вторинний ключ. Посилання на запис із таблиці «Classifiers». Використовується для зв'язку визначеного атрибуту об'єкта з відповідним використаним класифікатором.

Таблиця «Values of object attributes» призначена для збереження даних про значення атрибутів об'єктів. Атрибутами таблиці є: id, Name, FK_Attribute of object (Таблиця 2.10).

Таблиця 2.10 – Атрибути таблиці «Values of object attributes»

№ п/п	Назва	Тип даних	Опис
1.	id	int	Первинний ключ. Унікальний ідентифікатор значень атрибутів об'єктів.
2.	Name	varchar(45)	Назва значень атрибутів об'єктів.
3.	FK_Attribute of object	int	Вторинний ключ. Посилання на запис із таблиці «Attributes of objects». Використовується для зв'язку значення атрибутів об'єктів відповідними з атрибутами об'єктів.

Отже, для розробки структури бази даних методу визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями визначено сутності предметної області.

2.7 Підготовка робочих вхідних даних для системи

Зважаючи на специфіку предметної області, на сьогоднішній день не існує універсального датасету, який би охоплював усю множину тендерів. Тому вирішено, що у рамках кваліфікаційної роботи бакалавра буде використано набір даних «Drowsiness Detection Dataset» для атрибуту сонливості, «Facial Emotion Recognition Dataset» для атрибуту емоційного стану, а також «Face Mask Detection» для атрибуту засобу захисту.

Набір даних «Drowsiness Detection Dataset» [17] складається із зображень як закритого, так і відкритого людського ока. Зображення з набору даних були зроблені в різних умовах, включаючи різні умови освітлення, відстань, роздільну

здатність, кут обличчя та кут очей. Ці параметри допомагають отримати хороші результати з мінімальними шансами отримати низьку точність.

Приклад даних із закритим оком наведено на рисунку 2.6



Рисунок 2.6 – Приклад набору даних із закритим оком [17]

Приклад даних із відкритим оком наведено на рисунку 2.7.

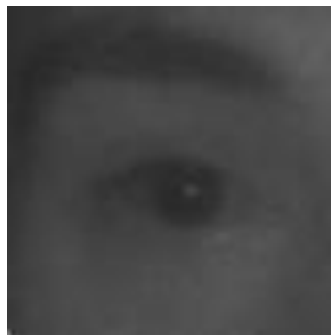


Рисунок 2.7 – Приклад набору даних із відкритим оком [17]

Набір даних «Facial Emotion Recognition Dataset» [18] складається із зображень людей, які демонструють 7 різних емоцій (гнів, презирство, відраза, страх, щастя, смуток і здивування). Кожне зображення в наборі даних представляє одну з цих конкретних емоцій, що дозволить з машинного навчання вивчати та розробляти моделі для розпізнавання та аналізу емоцій. Зображення охоплюють різноманітне коло людей, у тому числі різної статі, етнічної приналежності та вікових груп.

Приклад даних наведено на рисунку 2.8.

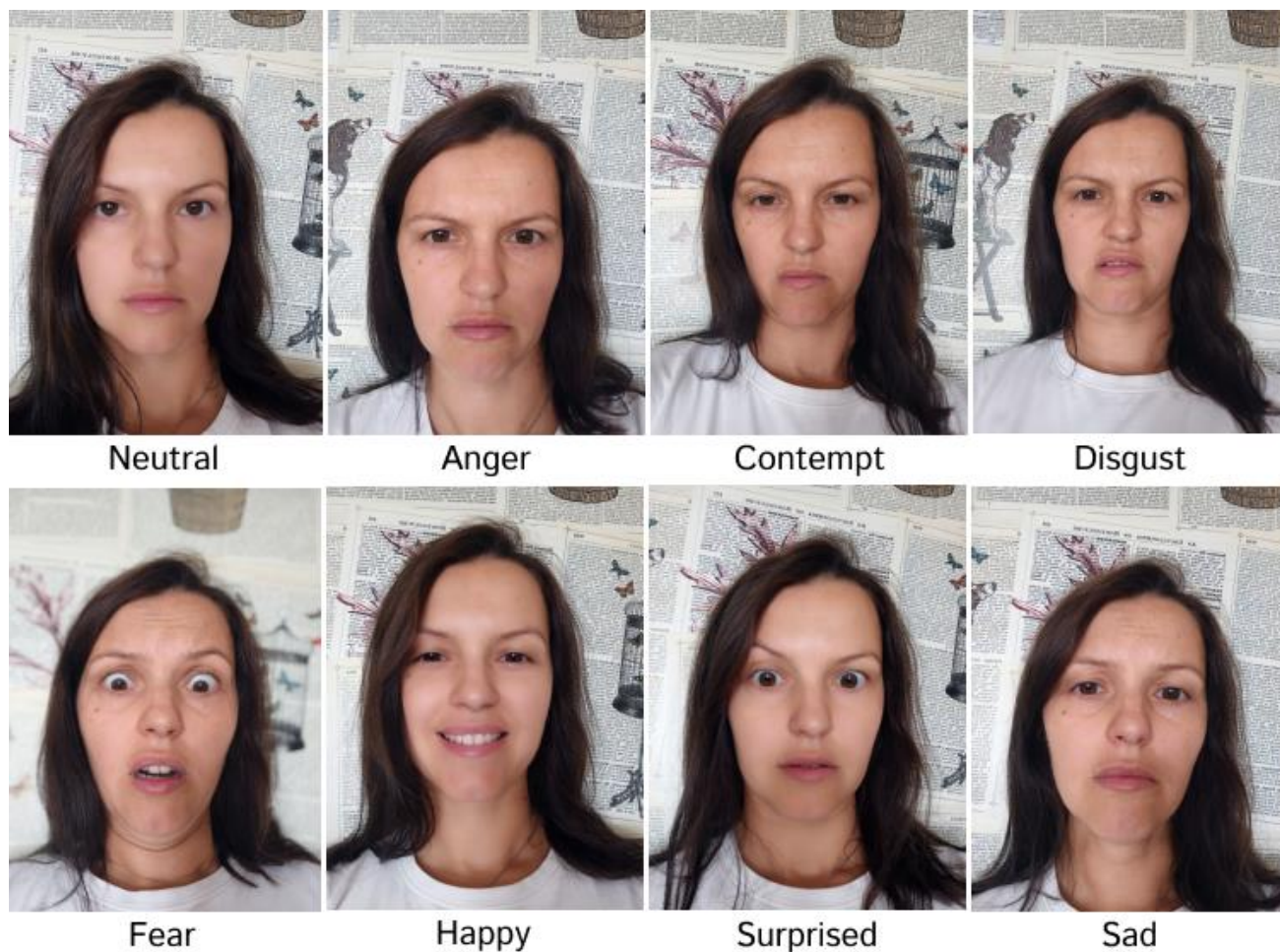


Рисунок 2.8 – Приклад набору даних з різними емоціями [18]

Набір даних «Face Mask Detection» [19] містить зображення, що належать до 3 класів: з маскою, без маски, маска одягнена неправильно.

Приклад даних з людиною в масці наведено на рисунку 2.9.



Рисунок 2.9 – Приклад набору даних з маскою [19]

Приклад даних з людиною без маски наведено на рисунку 2.10.



Рисунок 2.10 – Приклад набору даних без маски [19]

Приклад даних з людиною з неправильним носінням маски наведено на рисунку 2.11.



Рисунок 2.11 – Приклад набору даних з неправильним носінням маски [19]

Отже, для навчання та валідації роботи нейромережі буде використано датасет «Drowsiness Detection Dataset» для атрибуту сонливості, датасет «Facial

Emotion Recognition Dataset» для атрибуту емоційного стану, а також датасет «Face Mask Detection» для атрибуту засобу захисту.

2.8 Особливості використання спеціалізованих програмних компонентів

Буде застосовано низку спеціалізованих програмних компонентів для спрощення процесу розробки спроектованої інформаційної системи.

Sklearn [20] являється бібліотекою Python, яка пропонує багато інструментів для машинного навчання, що підходять як для початківців, так і для досвідчених користувачів. Вона дозволяє досліджувати різноманітні можливості машинного навчання і змінювати підхід до нього.

Scikit-learn є безкоштовною бібліотекою машинного навчання для Python. Вона надає простий інтерфейс для використання багатьох алгоритмів класифікації, регресії, кластеризації та інших завдань. Її широко використовують в освітніх закладах, наукових дослідженнях, а також у різних галузях, таких як фінанси, охорона здоров'я та маркетинг. Scikit-learn допомагає вирішувати різноманітні задачі машинного навчання і має багато застосувань.

Scikit-learn пропонує різноманітні інструменти для попередньої обробки даних, такі як очищення, масштабування ознак та обробка відсутніх значень, що допомагає підготувати дані для застосування алгоритмів машинного навчання. Scikit-learn також надає засоби для вибору моделі, зокрема поділ даних на навчальні та тестові набори, перехресну перевірку й налаштування гіперпараметрів. Крім того, бібліотека пропонує різні метрики для оцінки продуктивності моделей. Scikit-learn [21] включає в себе алгоритми для задач класифікації та регресії, такі як дерева рішень, опорні векторні машини, випадкові ліси та градієнтний бустинг. Дана бібліотека буде використана для векторизації графічних даних, оцінка продуктивності та збереження моделі для подальшого використання.

Pandas [22] є пакетом Python із відкритим вихідним кодом, який широко використовується для роботи з даними, аналізу даних та машинного навчання. Цей пакет базується на іншому пакеті під назвою NumPy, який забезпечує підтримку для масивів даних з багатьма вимірами. Pandas є одним з найпопулярніших пакетів для обробки даних і добре поєднується з іншими модулями науки про дані в екосистемі Python. Цей пакет зазвичай входить до складу основного дистрибутива Python і може бути знайдений у різних дистрибутивах, включаючи комерційні варіанти, такі як ActivePython від ActiveState.

Pandas має широкий спектр варіантів використання, пов'язаних з аналізом даних. Він використовується у всьому, від фінансових додатків до наукових досліджень. Наприклад, можливо використовувати Pandas [23] для обробки даних, щоб перетворити дані в представлення, більш придатне для аналітики в різних сценаріях. Pandas пропонує такі функції для обробки даних, як злиття, сортування, очищення, групування та візуалізація.

Pandas також пропонує функції для обчислення описової статистики, дозволяючи легко визначати середнє значення, стандартне відхилення, мінімум, максимум і квартилі. Крім того, Pandas можна легко інтегрувати з іншими пакетами Python, такими як SciPy, для виконання інференційної статистики, наприклад, ANOVA або парних вибірових t-тестів. Дана бібліотека буде використана у роботі для обробки даних вибраних датасетів (підготовка даних для машинного навчання).

TensorFlow [24] являється однією із найпопулярніших й найбільш впливових бібліотек для реалізації моделей машинного навчання та глибокого навчання. Це бібліотека із відкритим кодом для машинного навчання, яка використовує графи потоку даних. Вузли графіка представляють математичні операції, а ребра графа – багатовимірні масиви даних (тензори), які проходять між ними. Ця гнучка архітектура дозволяє описувати алгоритми машинного навчання як графи взаємопов'язаних операцій. Моделі, створені з використанням TensorFlow [25], можуть бути навчені та виконуватись на різних платформах,

включаючи GPU, CPU та TPU, без необхідності переписування коду, що робить можливим їх використання від портативних пристроїв до настільних комп'ютерів і серверів. Це дозволяє програмістам з різним рівнем підготовки використовувати однакові інструменти для співпраці, значно підвищуючи їх продуктивність.

Робочий процес TensorFlow складається з трьох окремих етапів: попередньої обробки даних, побудови моделі та навчання моделі для прогнозування. Платформа обробляє дані у вигляді багатовимірних масивів [26], відомих як тензори, і може виконуватись двома способами. Основний метод полягає у побудові обчислювального графіка, який визначає потік даних для навчання моделі. Інший, більш інтуїтивно зрозумілий метод, використовує активне виконання, яке дотримується імперативних принципів програмування та негайно оцінює операції. Дана бібліотека буде використана для створення моделі, компіляції моделі з використанням певних параметрів.

Отже, із вищерозглянутих бібліотек Scikit-learn буде використана для векторизації графічних даних, оцінка продуктивності та збереження моделі для подальшого використання; Pandas буде використана у роботі для обробки даних вибраних датасетів (підготовка даних для машинного навчання); а TensorFlow буде використана для створення моделі, компіляції моделі з використанням певних параметрів.

2.9 Підхід до дослідження методу визначення значень атрибутів об'єктів

У рамках дослідження ефективності методу визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних необхідно створити програмне забезпечення, яке буде виконувати наступні функції:

- введення назви відеопотоку та збереження його в БД;
- перегляд параметрів обробки відеопотоку;

- перегляд відеопотоку з камери;
- збереження кадрів з відеопотоку;
- обрання кадру для обробки з відеопотоку;
- знаходження зображення об'єкту в кадрі та його збереження;
- перегляд одержаного зображення;
- виконання автоматичного знаходження об'єктів для всіх кадрів у серії;
- перегляд поточного зображення об'єкту;
- обрання атрибуту для визначення за зображенням;
- відображення назви та опису вибраного атрибуту;
- визначення атрибуту;
- перегляд та збереження визначеного атрибуту у БД;
- автоматичне визначення атрибутів для всіх зображень у серії.

Коректність виконання функцій необхідно перевірити за допомогою тест-кейсів.

Дослідження ефективності планується здійснити за допомогою розробленого програмного забезпечення, порівнюючи отримані результати з валідаційним набором, а також потрібно виконати оцінку навченої моделі за допомогою використання метрик Accuracy, LogLoss, ConfusionMatrix, Precision та Recall.

2.10 Висновки до розділу 2

У результаті виконання другого розділу було створено метод визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних. Також наведено схему й описані головні його кроки. Метод визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних призначений для перетворення вхідних даних у вигляді відеопотоку та показника частоти фіксації у вихідні дані у вигляді перелік значень актуальних атрибутів об'єктів у БД.

Для методу визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних визначено, що за атрибутами сонливості, емоційного стану та засобу захисту буде проводитись контроль стану працівників.

Також наведено проєктну архітектуру інтелектуальної системи та описано взаємозв'язок компонентів. Наведена проєктна архітектура складається із 3-х підсистем: «Підсистема одержання кадрів для обробки відеопотоку», «Підсистема одержання зображень об'єктів» та «Підсистема визначення значень атрибутів об'єктів».

Додатково наведено архітектуру згорткової нейронної мережі, яка у майбутньому буде навчена на наборі зображень й складається з чотирьох шарів.

Визначено сутності предметної області для розробки структури бази даних методу визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями.

Для навчання та валідації роботи нейромережі буде використано датасет «Drowsiness Detection Dataset» для атрибуту сонливості, датасет «Facial Emotion Recognition Dataset» для атрибуту емоційного стану, а також датасет «Face Mask Detection» для атрибуту засобу захисту.

Із бібліотек Scikit-learn буде використана для векторизації графічних даних, оцінка продуктивності та збереження моделі для подальшого використання; Pandas буде використана у роботі для обробки даних вибраних датасетів (підготовка даних для машинного навчання); а TensorFlow буде використана для створення моделі, компіляції моделі з використанням певних параметрів.

Як результат, встановлено, що за розробленим методом необхідно створити програмний застосунок, який буде призначений для дослідження ефективності запропонованого методу. Також для доведення коректності результатів його треба окремо функціонально дослідити й протестувати.

Розділ 3 Експериментальне дослідження методу визначення значень атрибутів об'єктів за графічними зображеннями у базах даних

3.1 Структура та функціональне призначення програмних складових інтелектуальної системи контролю стану працівників за відеопотоком

Інтелектуальна система контролю стану працівників, що реалізовує метод визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних, який перетворює вхідні дані у вигляді натренованої моделі CNN й тестового зображення для класифікації у вихідні дані у вигляді текстової інформації про класифіковані атрибути складається з трьох підсистем й набору графічних зображень. Діаграма класів інформаційної системи наведена на рисунку 3.1.

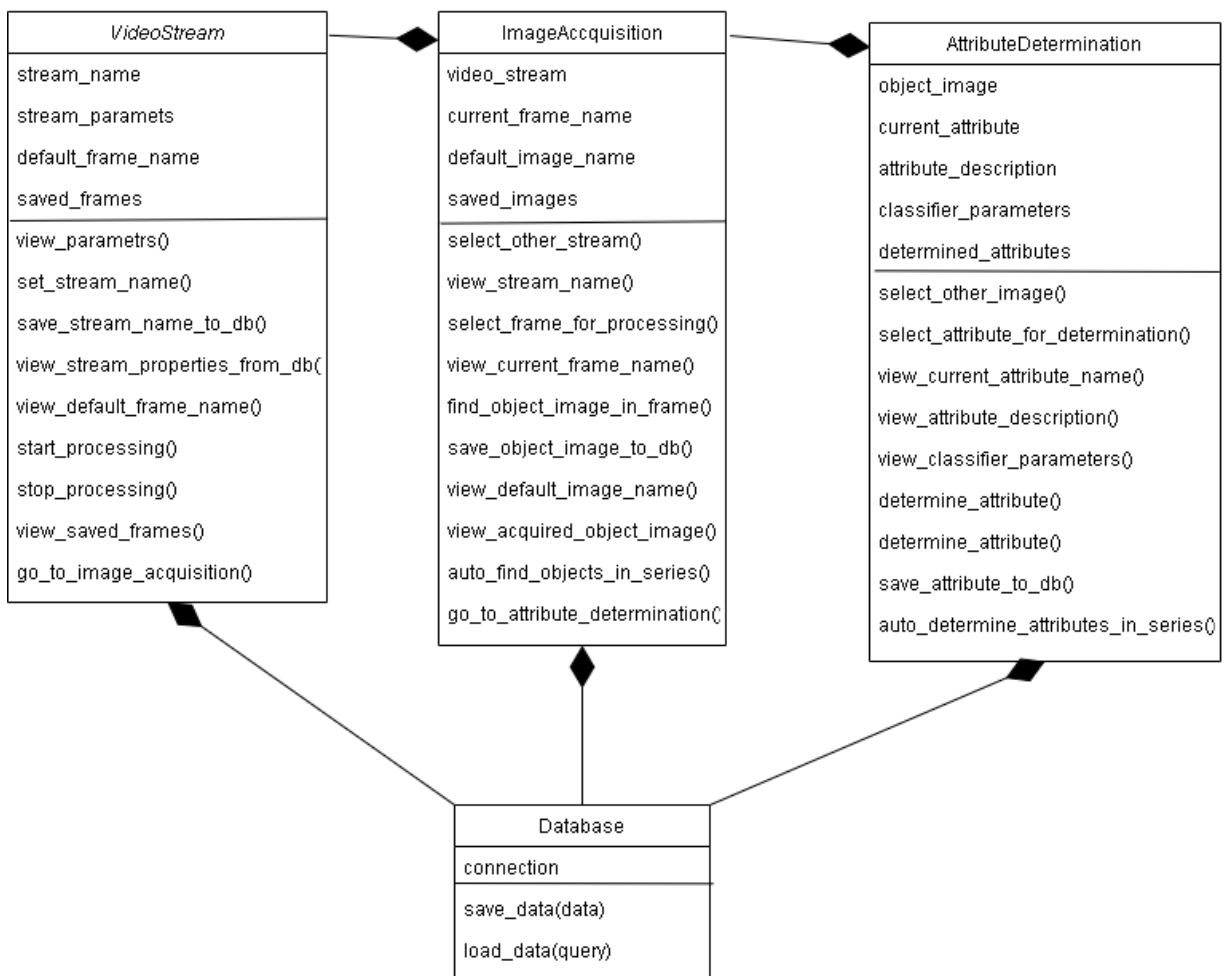


Рисунок 3.1 – Діаграма класів інформаційної системи

Клас «VideoStream» відповідає за одержання та обробку відеопотоків. Користувач може переглядати параметри відеопотоку, вводити та зберігати назву відеопотоку в базі даних, а також переглядати збережені кадри. Коли відеопотік запущено, кадри надходять у підсистему «ImageAcquisition».

У підсистемі «ImageAcquisition» користувач може обирати інший відеопотік, переглядати назву відеопотоку, обирати кадр для обробки та знаходити зображення об'єктів у кадрі. Знайдені зображення зберігаються в базі даних, і користувач може переглядати одержані зображення об'єктів. Після цього користувач може перейти до визначення значень атрибутів об'єктів.

Підсистема «AttributeDetermination» відповідає за визначення атрибутів об'єктів на основі зображень. Користувач може обирати інше зображення, переглядати назву зображення, обирати атрибут для визначення, переглядати поточний атрибут та його опис, а також параметри роботи класифікатора. Атрибути визначаються і зберігаються в базі даних, а користувач може автоматично визначати атрибути для всіх зображень у серії.

База даних «Database» взаємодіє з усіма підсистемами, зберігаючи та надаючи доступ до необхідних даних. Вона є центральним компонентом, що забезпечує збереження назв відеопотоків, кадрів, зображень та визначених атрибутів.

Отже, таким чином спроектовано програмну структуру інформаційної системи та описано функціональне призначення програмних складових інтелектуальної системи контролю стану працівників, що складається з трьох основних класів «VideoStream», «ImageAcquisition та «AttributeDetermination».

3.2 Вибір засобів розробки інформаційної інтелектуальної системи контролю стану працівників за відеопотоком

Для розробки програмного забезпечення для дослідження ефективності запропонованого методу визначення значень атрибутів об'єктів

нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних буде використано мову програмування Python та базу даних SQLite3.

Python [27] є популярною мовою програмування, яка часто використовується в різноманітних сферах, включаючи розробку веб-додатків, аналіз даних, автоматизацію завдань і, зокрема, машинне навчання та обробку зображень.

Однією з головних причин вибору Python є його простота і читабельність, що дозволяє швидко писати код і легко його підтримувати. Це особливо важливо при розробці складних алгоритмів машинного навчання та роботи з нейронними мережами, де зрозумілість коду може значно спростити процес налагодження та вдосконалення програми.

Python має широкий набір бібліотек та фреймворків [28], які спеціально призначені для обробки зображень та розробки нейронних мереж. Серед них найбільш популярними є TensorFlow і Keras для побудови та навчання нейронних мереж, а також OpenCV і PIL (Pillow) для обробки та маніпуляції зображеннями. Ці бібліотеки надають потужні інструменти для розробки складних моделей машинного навчання та зручні інтерфейси для роботи із зображеннями, що дозволяє значно скоротити час розробки.

Python також добре інтегрується з базами даних, такими як SQL, через бібліотеки, як-от SQLAlchemy і SQLite3. Це дозволяє легко зберігати, отримувати та обробляти графічні зображення, що зберігаються у базі даних, та інтегрувати їх з моделями машинного навчання. Таким чином, використання Python забезпечує безшовний зв'язок між базою даних та алгоритмами машинного навчання, що є ключовим для успішної реалізації методу визначення атрибутів.

SQLite3 [29] є легковаговою та швидкою вбудованою базою даних, яка використовується для зберігання даних у багатьох типах програм, включаючи Python-додатки. Вона ідеально підходить для використання в додатках, які не потребують великого обсягу одночасних записів або масштабування на рівні сервера.

У випадку розробки методу визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних, SQLite3 може бути відмінним вибором для зберігання графічних зображень та результатів обробки. Він підтримує роботу з бінарними даними, що дозволяє зберігати графічні зображення без проблем.

Крім того, SQLite3 підтримує стандартну мову запитів SQL, що робить його зручним для використання з багатьма іншими мовами програмування [30], у тому числі з Python. Взаємодія між Python і SQLite3 дуже проста завдяки модулю sqlite3 у стандартній бібліотеці Python, що дозволяє виконувати запити до бази даних та обробляти результати.

Отже, буде використано мову програмування Python та базу даних SQLite3. Цей набір відзначається високою взаємодією між компонентами та оптимальним використанням спеціалізованих програмних розширень.

3.3 Особливості реалізації програмних складових інтелектуальної системи контролю стану працівників за відеопотоком

На основі спроектованої програмної архітектури інтелектуальної системи контролю стану працівників, яка є реалізацією запропонованого методу визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних здійснюється реалізація складових частин.

Перед початком роботи програми здійснюється навчання нейромережі. Результатом її роботи являється збережена навчена нейромережа, яка буде слугувати для подальшого визначення та класифікації атрибутів графічних зображень.

Спочатку створюється функція для парсингу об'єктів анотацій, яка витягує ім'я об'єкта та координати обмежувальної рамки (bounding box). Потім проглядаються всі XML-файли з анотаціями, парсяться та зберігаються в список, який потім конвертується у DataFrame.

Одне тестове зображення видаляється з набору даних для подальшого використання. Використовуючи `train_test_split`, дані розділяються на навчальний, тестовий і валідаційний набори.

Наступним кроком є створення функції для обрізки зображень відповідно до координат обмежувальних рамок. Обрізані зображення зберігаються у відповідні директорії (`train`, `test`, `val`) з відповідними мітками (`labels`).

Далі визначається архітектура CNN, яка включає три згорткові шари з фільтрами, шарами максимального пулінгу, шарами Dropout для запобігання перенавчанню, шаром Flatten для згладжування даних і двома повнозв'язними шарами (один з яких є вихідним шаром з функцією `softmax` для класифікації). Модель компілюється з використанням оптимізатора «adam» і функції втрат «`categorical_crossentropy`» з метрикою «accuracy».

Використовується `ImageDataGenerator` для аугментації даних, що включає зміни масштабу, горизонтальні відзеркалення, зсуви, обертання тощо, щоб підвищити варіативність навчальних даних. Створюються генератори даних для навчальних, валідаційних і тестових наборів, які автоматично обробляють зображення перед подачею їх у модель.

Останнім етапом є навчання моделі за допомогою функції `fit_generator` з використанням генераторів навчальних і валідаційних даних протягом 50 епох. Цей процес дозволяє підготувати дані, створити та навчити модель для задачі класифікації зображень, що містять обличчя з масками та без масок, а також людей, які неправильно носять маску. Результат навчання нейронної мережі зображено на рисунку 3.2.

```
Epoch 37/50
326/326 [=====] - 7s 28ms/step - loss: 0.1165 - accuracy: 0.9593 - val_loss: 0.2865 - val_accuracy: 0.9370
Epoch 38/50
326/326 [=====] - 6s 18ms/step - loss: 0.1165 - accuracy: 0.9604 - val_loss: 0.2390 - val_accuracy: 0.9389
Epoch 39/50
326/326 [=====] - 6s 18ms/step - loss: 0.1077 - accuracy: 0.9608 - val_loss: 0.2169 - val_accuracy: 0.9355
Epoch 40/50
326/326 [=====] - 6s 19ms/step - loss: 0.1209 - accuracy: 0.9597 - val_loss: 0.2384 - val_accuracy: 0.9232
Epoch 41/50
326/326 [=====] - 6s 18ms/step - loss: 0.0965 - accuracy: 0.9681 - val_loss: 0.2525 - val_accuracy: 0.9339
Epoch 42/50
326/326 [=====] - 7s 21ms/step - loss: 0.1021 - accuracy: 0.9627 - val_loss: 0.2986 - val_accuracy: 0.9278
Epoch 43/50
326/326 [=====] - 6s 18ms/step - loss: 0.1079 - accuracy: 0.9627 - val_loss: 0.2428 - val_accuracy: 0.9432
```

Рисунок 3.2 – Процес навчання нейронної мережі

Метод `determine_attribute()` призначений для виконання функції визначення значень атрибутів на графічному зображенні. Інтерфейс програмної складової наведено на рисунку 3.3.

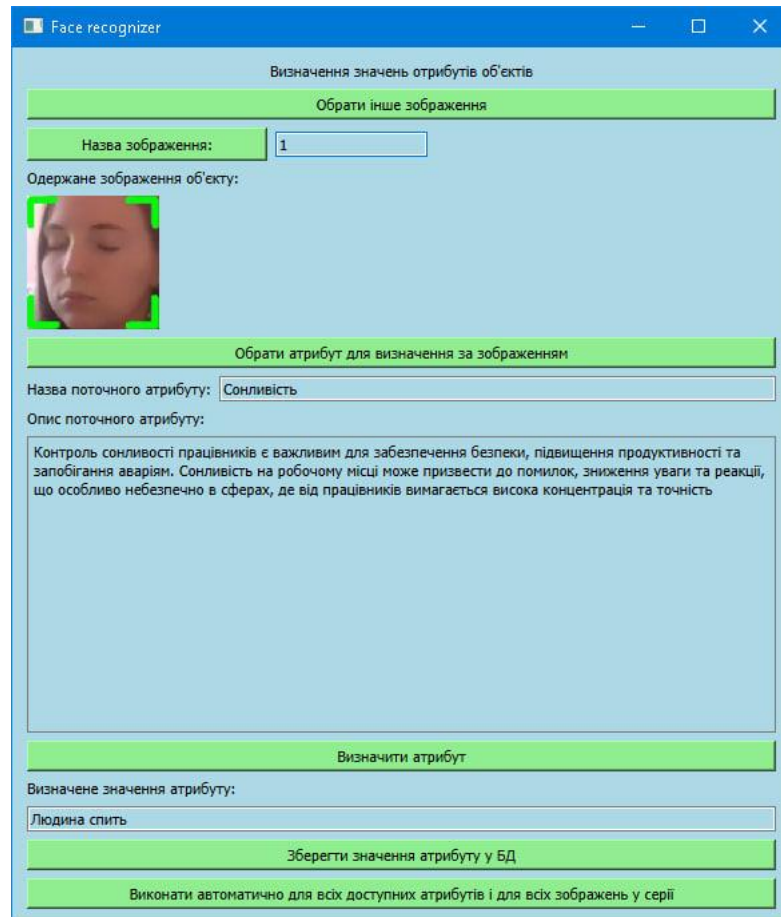


Рисунок 3.3 – Інтерфейс підсистеми визначення значень атрибутів об'єктів

Отже, було здійснено реалізацію складових інтелектуальної системи контролю стану працівників, що складається з трьох класів, що відповідають за реалізацію підсистем програми.

3.4 Тестування інтелектуальної системи та вимоги до розгортання

Реалізована інтелектуальна система контролю стану працівників протестована засобами тест-кейсів з метою виявлення можливих помилок в

роботі. Також потрібно оцінити, наскільки розроблена програмна реалізація відповідає поставленим задачам.

Спочатку необхідно дослідити ефективність навчання нейронної мережі. Тому першим тестовим випадком являється перевірка початкового етапу навчання мережі. Кроки цього тестового випадку наведені в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Тест-кейс 00001

Тест-кейс ID: 00001	Приоритет: 1	Створено: 26.05.2024, Успенська, Ксенія
Назва: Перевірка навчання нейромережі		
Кроки		Очікуваний результат
<ol style="list-style-type: none"> 1. Відкрити відповідний програмний модуль 2. Встановити параметри кількості епох в 50, розмір батча в 8 3. Натиснути на кнопку «Запуск» 		Запуск процесу навчання з відображенням проходження епох у консолі
Результат виконання тест-кейсу: перевірку пройдено успішно.		

Після запуску застосунку й виконання кроків, описаних у таблиці 3.1, можна впевнитися, що навчання моделі почалося. Результати показані на рисунку 3.4.

```
Epoch 1/50
326/326 [=====] - 7s 19ms/step - loss: 0.3952 - accuracy: 0.8641 - val_loss: 0.2640 - val_accuracy: 0.9094
Epoch 2/50
326/326 [=====] - 6s 18ms/step - loss: 0.2514 - accuracy: 0.9247 - val_loss: 0.3062 - val_accuracy: 0.9155
Epoch 3/50
326/326 [=====] - 6s 18ms/step - loss: 0.2242 - accuracy: 0.9359 - val_loss: 0.2629 - val_accuracy: 0.9186
```

Рисунок 3.4 – Результат консолі

Наступним тестовим випадком буде перевірка функціональності підсистеми «Визначення значень атрибутів об'єктів», що використовує навчену нейромережеву модель. Підсистема призначена для визначення значень атрибутів об'єктів графічних зображень. Кроки тестового випадку для перевірки коректності визначення атрибутів за обраним графічним зображенням наведено у таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Тест-кейс 00002

Тест-кейс ID: 00002	Приоритет: 1	Створено: 26.05.2024, Ксенія Успенська.
Назва: Перевірка коректності визначення атрибутів за обраним графічним зображенням		
Кроки		Очікуваний результат
1. Перейти на підсистему «Визначення значень атрибутів об'єктів»		З'явилась на екрані підсистема «Визначення значень атрибутів об'єктів»
2. Обрати атрибут для визначення за зображенням		Відкрилось діалогове вікно
3. Натиснути на кнопку «Визначити атрибут»		Результат визначення наведено на формі.
Результат виконання тест-кейсу: перевірку пройдено успішно.		

Після запуску підсистеми та виконання кроків, що описані у таблиці 3.2, можна переконатися, що тест виконався успішно. Результат коректного визначення атрибутів за обраним графічним зображенням наведено на рисунку 3.5.

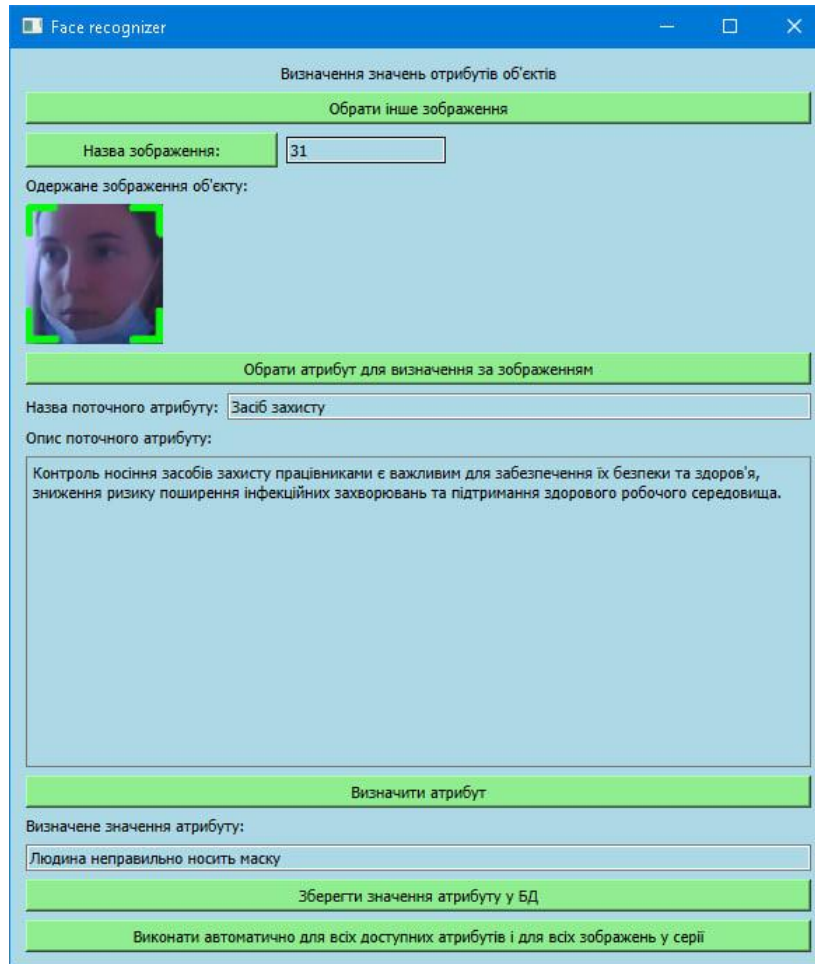


Рисунок 3.5 – Визначення атрибутів за обраним графічним зображенням

Отже, використовуючи засоби тест-кейс тестування, було протестовано інтелектуальну систему контролю стану працівників, що реалізовує метод визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних. За проведеним тестуванням некоректно працюючих функцій не виявлено. Весь функціонал працює згідно до поставлених завдань.

3.5 Аналіз функціональності інтелектуальної системи контролю стану працівників за відеопотоком

Для зручності користування програмним застосунком, який визначає значення атрибутів об'єктів за допомогою нейронних мереж на основі графічних зображень у базах даних, слід створити інструкцію користувача. Це дозволить

правильно налаштувати роботу й досягти бажаних результатів. Спершу необхідно навчити нейронну мережу та зберегти навчену модель, або вибрати в програмі базові навчені версії для завантаження. Програмне забезпечення для навчання нейромережі не має графічного інтерфейсу, тому всі зміни потрібно вносити безпосередньо в програмний код.

Після налаштування параметрів необхідно запустити застосунок й дочекатися завершення навчання. Ілюстрація процесу навчання представлена на рисунку 3.6.

```
Epoch 22/50
326/326 [=====] - 6s 18ms/step - loss: 0.1451 - accuracy: 0.9516 - val_loss: 0.2228 - val_accuracy: 0.9370
Epoch 23/50
326/326 [=====] - 6s 18ms/step - loss: 0.1460 - accuracy: 0.9489 - val_loss: 0.2258 - val_accuracy: 0.9309
Epoch 24/50
326/326 [=====] - 6s 18ms/step - loss: 0.1436 - accuracy: 0.9535 - val_loss: 0.2294 - val_accuracy: 0.9386
Epoch 25/50
326/326 [=====] - 6s 18ms/step - loss: 0.1410 - accuracy: 0.9505 - val_loss: 0.2272 - val_accuracy: 0.9339
Epoch 26/50
326/326 [=====] - 7s 21ms/step - loss: 0.1352 - accuracy: 0.9539 - val_loss: 0.2326 - val_accuracy: 0.9309
Epoch 27/50
326/326 [=====] - 6s 18ms/step - loss: 0.1333 - accuracy: 0.9501 - val_loss: 0.3474 - val_accuracy: 0.9002
```

Рисунок 3.6 – Процес навчання нейронної мережі

При завершенні процесу навчання нейронної мережі буде збережено навчену модель.

При запуску програми користувач потрапляє на першу підсистему «Одержання кадрів для обробки відеопотоку». На даній підсистемі користувач може переглянути параметри обробки відеопотоку, натиснувши на відповідну кнопку. Також можливо задати назву відеопотоку та зберегти у базу даних. Даний функціонал зображено на рисунку 3.7.

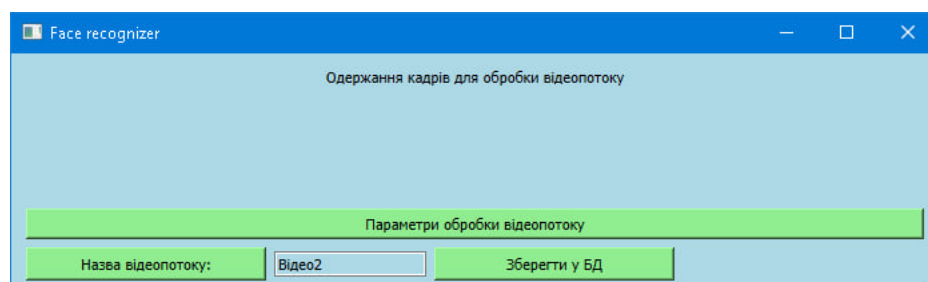


Рисунок 3.7 – Задання назви відеопотоку

Далі користувач має змогу переглянути властивості відеопотоку з бази даних, натиснувши відповідну кнопку. Також є можливість перегляду назви кадру з відеопотоку за замовчуванням. Реалізацію продемонстровано на рисунку 3.8.

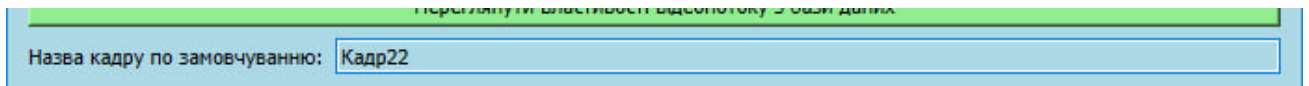


Рисунок 3.8 – Перегляд кадру за замовчуванням

У даній підсистемі йде відеопотік користувача, який можна побачити на рисунку 3.9.



Рисунок 3.9 – Відеопотік з камерою

Користувач має можливість запускати або зупиняти відеопотік, переглянути збережені кадри, нажимаючи на відповідні кнопки в підсистемі. Останнім кроком користувача на даній підсистемі є натиснення кнопки переходу до одержання зображень об'єктів. Далі користувач потрапляє на підсистему «Одержання зображень об'єктів». Користувач має змогу вибрати інший потік, натиснувши на відповідну кнопку. Також є відображення назви вибраного відеопотоку. Результат відображено на рисунку 3.10.

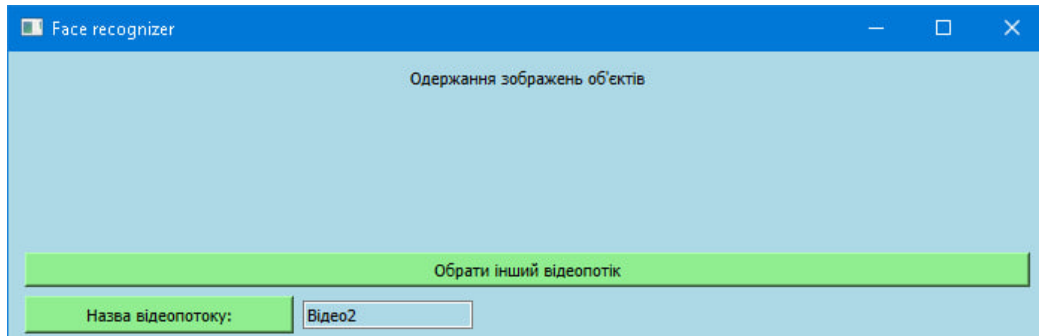


Рисунок 3.10 – Обрання відеопотоку

Далі йде перегляд назви поточного кадру та самого кадру, який продемонстровано на рисунку 3.11.



Рисунок 3.11 – Перегляд поточного кадру

Окрім цього, реалізовані функції знаходження зображення об'єкту в кадрі та збереження його в базу даних, що виконуються за натисканням відповідних кнопок. Також користувачу відображається назва зображення за замовчуванням та саме отримане зображення об'єкту. Результат дій користувача зображено на рисунку 3.12.

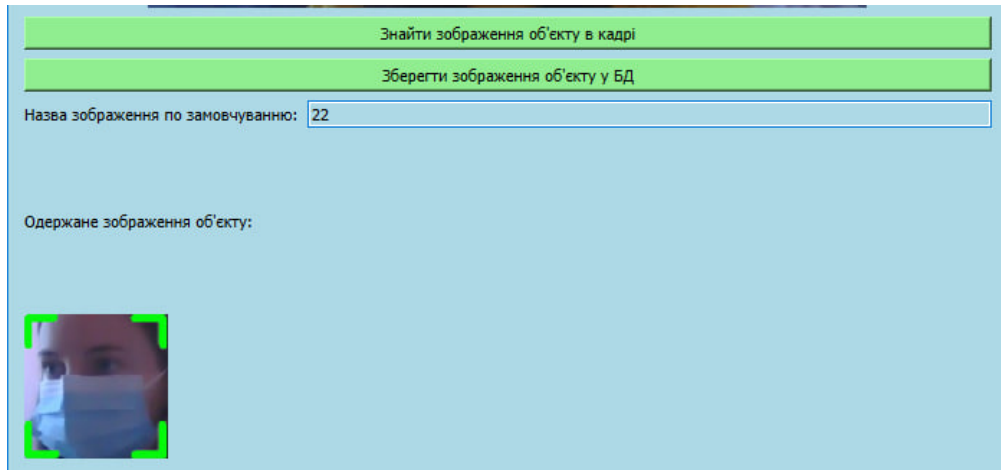


Рисунок 3.12 – Перегляд одержаного зображення об'єкту

Далі користувач має змогу виконати автоматичне одержання зображення об'єкту всіх кадрів у серії. Після цього користувач здійснює перехід до наступної підсистеми, натискаючи відповідну кнопку. «Визначення значень атрибутів об'єктів» являється останньою підсистемою в програмі. Спочатку користувач має можливість вибрати інше зображення, але це не обов'язково, та переглянути назву зображення, а також саме зображення. Результат цього можна переглянути на рисунку 3.13.

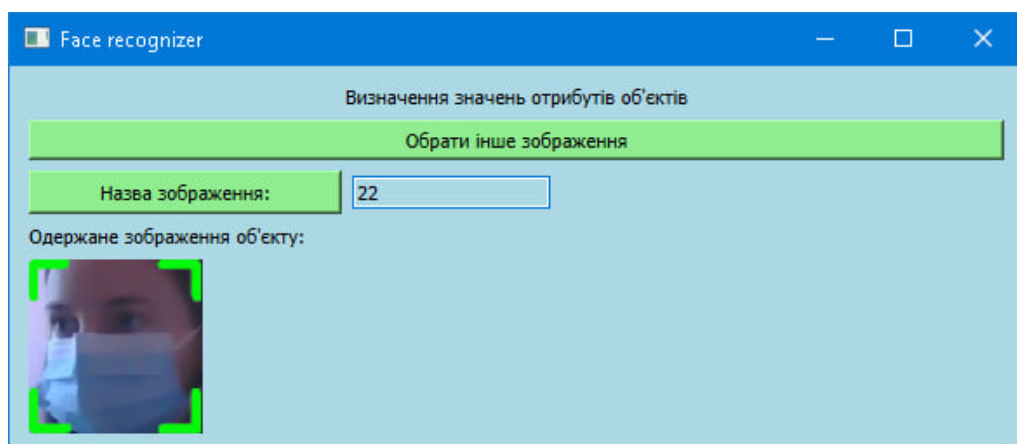
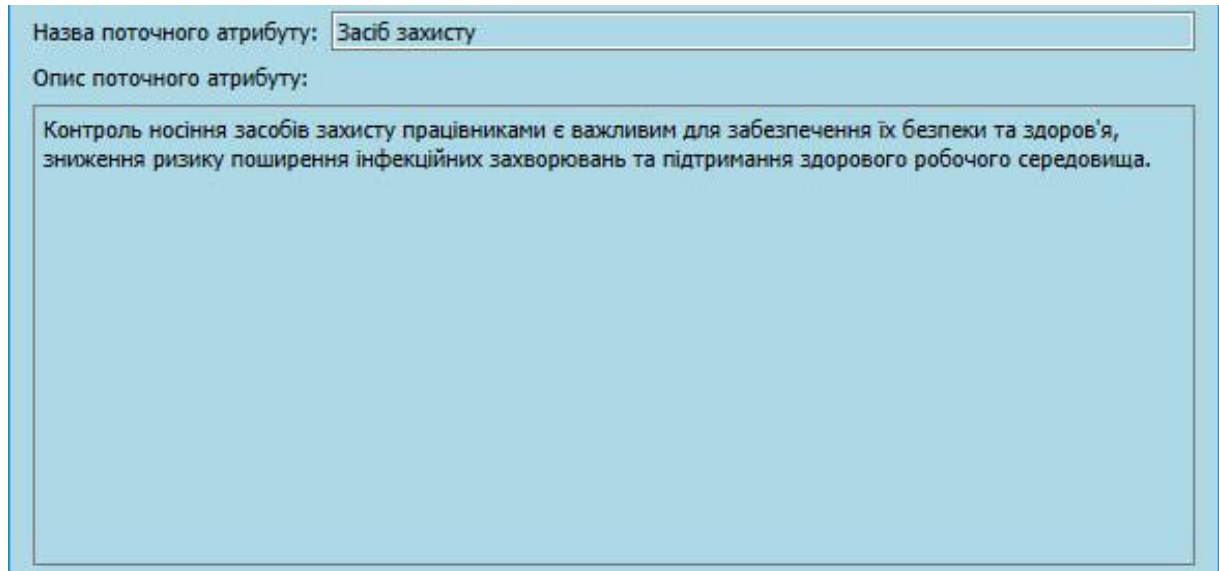


Рисунок 3.13 – Результат можливості обрання іншого зображення

В даному випадку вибрано атрибут засіб захисту. При виборі атрибуту відображається також опис атрибуту, який зображено на рисунку 3.14.



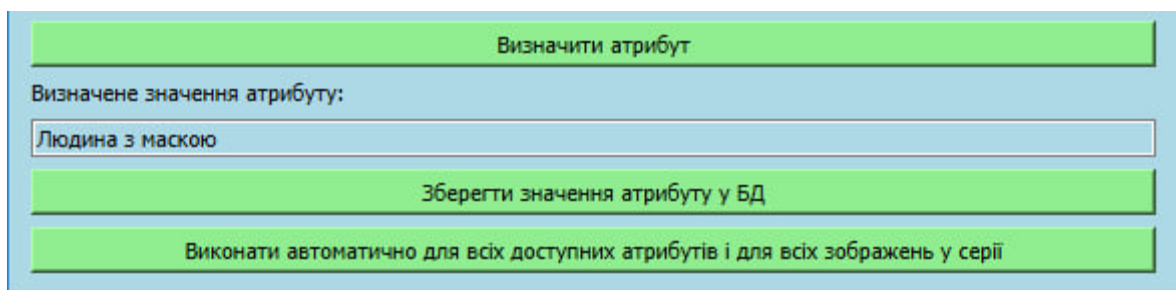
Назва поточного атрибуту: Засіб захисту

Опис поточного атрибуту:

Контроль носіння засобів захисту працівниками є важливим для забезпечення їх безпеки та здоров'я, зниження ризику поширення інфекційних захворювань та підтримання здорового робочого середовища.

Рисунок 3.14 – Результат відображення атрибуту та його опису

Далі користувач може визначити атрибут. У результаті натискання на відповідну кнопку, в підсистемі відображається визначене значення атрибуту. У даному випадку результатом є те, що людина з маскою. Також користувач може зберегти дане значення атрибуту у базу даних та виконати автоматично для всіх доступних атрибутів і для всіх зображень у серії, натискаючи на відповідні кнопки. Результат дій користувача можна переглянути на рисунку 3.15.



Визначити атрибут

Визначене значення атрибуту:

Людина з маскою

Зберегти значення атрибуту у БД

Виконати автоматично для всіх доступних атрибутів і для всіх зображень у серії

Рисунок 3.15 – Результат визначення атрибута

Отже, було створено інструкцію користувача для користування розробленою інтелектуальною системою контролю стану працівників.

3.6 Результати досліджень ефективності визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами

Дослідження ефективності виконувалось за допомогою розробленого програмного забезпечення, порівнюючи отримані результати з валідаційним набором, а також виконано оцінку навченої моделі за допомогою використання метрик Accuracy, LogLoss, ConfusionMatrix, Precision та Recall.

Спочатку проведено дослідження ефективності нейромережевого визначення сонливості осіб розробленим методом з використанням CNN.

У таблиці 3.3 наведені метрики Accuracy і LogLoss за базовим навчальним набором та відповідні кількості епох.

Таблиця 3.3 – Метрики за базовим навчальним набором сонливості

Кількість епох:	Метрики:	
	Accuracy	LogLoss
10 епох	0.9655	0.2817
15 епох	0.9780	0.0132
20 епох	0.9981	0.0032

Матриця сплутувань при 10 епохах наведена в таблиці 3.4.

Таблиця 3.4 – Матриця сплутувань при 10 епохах за базовим навчальним набором сонливості

Actual:	Predicted:		
	Людина бадьора	Людина спить	Разом
Людина бадьора	1872	48	1920
Людина спить	52	1828	1880
Разом	1924	1876	3800

Матриця сплутувань при 15 епохах наведена в таблиці 3.5.

Таблиця 3.5 – Матриця сплутувань при 15 епохах за базовим навчальним набором сонливості

Actual:	Predicted:		
	Людина бадьора	Людина спить	Разом
Людина бадьора	1885	35	1920
Людина спить	39	1841	1880
Разом	1924	1876	3800

Матриця сплутувань при 20 епохах наведена в таблиці 3.6.

Таблиця 3.6 – Матриця сплутувань при 20 епохах за базовим навчальним набором сонливості

Actual:	Predicted:		
	Людина бадьора	Людина спить	Разом
Людина бадьора	1900	20	1920
Людина спить	24	1856	1880
Разом	1924	1876	3800

Метрики Precision та Recall при 10, 15 і 20 епохах за базовим навчальним набором сонливості зображені в таблиці 3.7.

Таблиця 3.7 – Метрики Precision та Recall за базовим навчальним набором сонливості

Кількість епох:	Метрики:	
	Precision	Recall
10 епох	0.9729	0.9751
15 епох	0.9798	0.9818
20 епох	0.9876	0.9895

Значення метрик Recall, Precision та Accuracy зображені на графіку на рисунку 3.16.

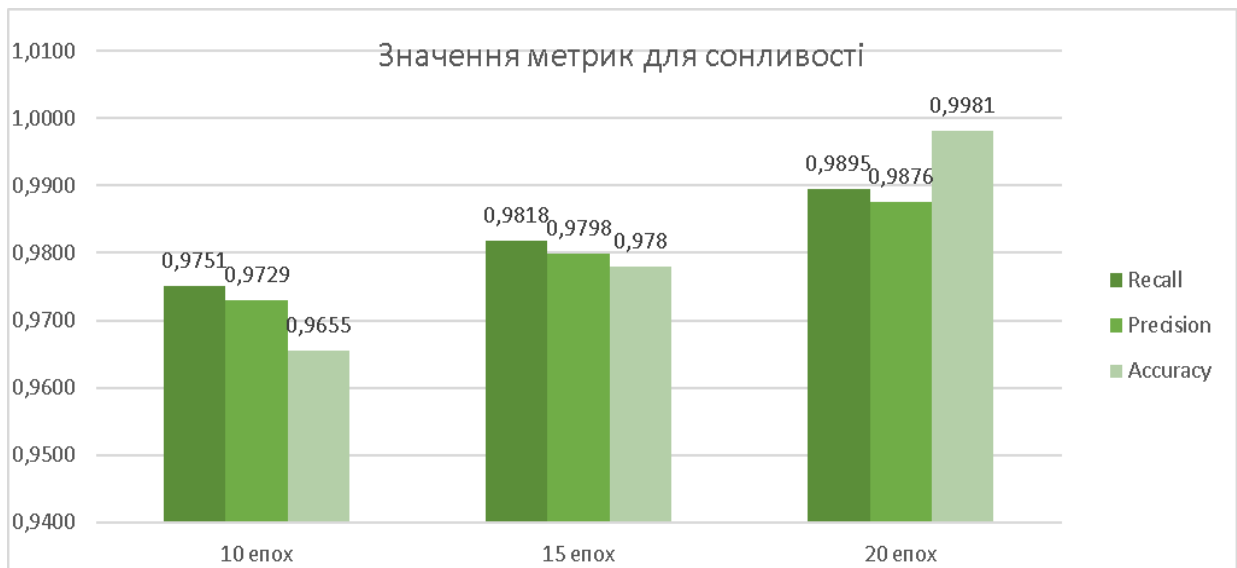


Рисунок 3.16 – Значення метрик Precision, Recall і Accuracy для сонливості осіб

На основі значень метрик видно, що модель покращує свої можливості класифікації зі збільшенням кількості епох навчання. Після 10 епох навчання, метрики Precision, Recall та Accuracy досягають значень 0.9729, 0.9751 та 0.9655 відповідно. Це вже вказує на високу точність і здатність моделі правильно класифікувати зображення, де людина спить чи є бадьора.

З подальшим збільшенням кількості епох до 15, ці показники ще більше покращуються: Precision підвищується до 0.9798, Recall до 0.9818, а Accuracy до 0.9780. Це свідчить про те, що модель стає більш точною і надійною у своїх класифікаціях.

Після 20 епох навчання, модель досягає ще вищих показників: Precision зростає до 0.9876, Recall до 0.9895, а Accuracy досягає 0.9981. Це свідчить про те, що модель майже безпомилково визначає сонливість людини за зображенням, підтверджуючи її високу ефективність після тривалого навчання.

Таким чином, можна зробити висновок, що модель значно покращує свої класифікаційні здібності з кожною додатковою епохою навчання, досягаючи майже досконалих результатів після 20 епох.

Далі буде проведено дослідження ефективності нейромережевого визначення емоційного стану осіб розробленим методом з використанням CNN. Задачею, яку буде вирішено нейромережею було визначення ступеня наявності негативних та позитивних емоцій [31]. Негативними емоціями вважаються гнів, презирство, відраза, страх і смуток. Позитивними емоціями вважаються щастя і здивування. Тому класи будуть називатись «Людина в спокої» і «Людина в стресі». У таблиці 3.8 наведені метрики Accuracy і LogLoss за базовим навчальним набором.

Таблиця 3.8 – Метрики за базовим навчальним набором емоційного стану

Кількість епох:	Метрики:	
	Accuracy	LogLoss
10 епох	0.9573	0.0676
15 епох	0.9643	0.0322
20 епох	0.9735	0.0211

Матриця сплутувань при 10 епохах наведена в таблиці 3.9.

Таблиця 3.9 – Матриця сплутувань при 10 епохах за базовим навчальним набором емоційного стану

Actual:	Predicted:		
	Людина в спокої	Людина в стресі	Разом
Людина в спокої	1535	65	1600
Людина в стресі	45	1355	1400
Разом	1580	1420	3000

Матриця сплутувань при 15 епохах наведена в таблиці 3.10.

Таблиця 3.10 – Матриця сплутувань при 15 епохах за базовим навчальним набором емоційного стану

Actual:	Predicted:		
	Людина в спокої	Людина в стресі	Разом
Людина в спокої	1544	56	1600
Людина в стресі	36	1364	1400
Разом	1580	1420	3000

Матриця сплутувань при 20 епохах наведена в таблиці 3.11.

Таблиця 3.11 – Матриця сплутувань при 20 епохах за базовим навчальним набором емоційного стану

Actual:	Predicted:		
	Людина в спокої	Людина в стресі	Разом
Людина в спокої	1560	40	1600
Людина в стресі	20	1380	1400
Разом	1580	1420	3000

Метрики Precision та Recall при 10, 15 і 20 епохах за базовим навчальним набором емоційного стану зображені у таблиці 3.12.

Таблиця 3.12 – Метрики Precision і Recall за базовим навчальним набором емоційного стану

Кількість епох:	Метрики:	
	Precision	Recall
10 епох	0.9594	0.9715
15 епох	0.9772	0.9650
20 епох	0.9873	0.9756

Значення метрик Recall, Precision і Accuracy зображені на графіку на рисунку 3.17.

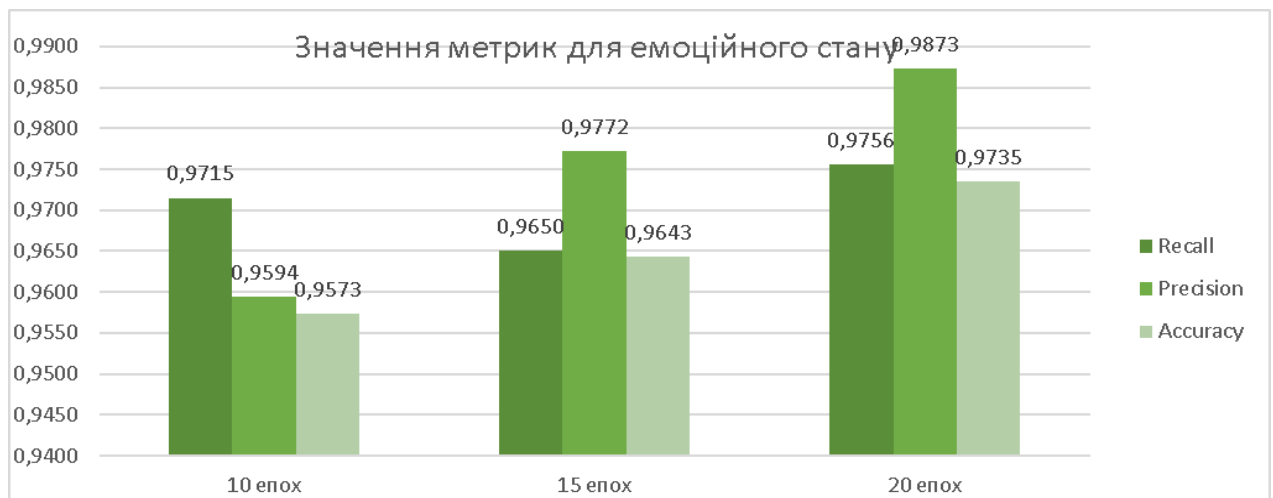


Рисунок 3.17 – Значення метрик Precision, Recall і Accuracy для емоційного стану осіб

Модель, яка навчалась розпізнавати стан людини (стрес або спокій) за зображенням, демонструє покращення своїх характеристик зі збільшенням кількості епох навчання. Після 10 епох навчання, метрики Precision, Recall та Accuracy досягають значень 0.9594, 0.9715 та 0.9573 відповідно. Це вказує на те, що модель вже на ранньому етапі здатна з високою точністю класифікувати зображення.

З продовженням навчання до 15 епох, показники Precision та Accuracy продовжують зростати, досягаючи значень 0.9772 і 0.9643 відповідно, хоча Recall дещо знижується до 0.9650. Незважаючи на це, загальна точність моделі покращується, що свідчить про її здатність більш надійно розпізнавати емоційні стани людей на зображеннях.

Після 20 епох навчання, метрики досягають ще вищих значень: Precision становить 0.9873, Recall – 0.9756, а Accuracy – 0.9735. Це вказує на те, що модель значно покращує свої класифікаційні здібності і стає майже безпомилковою після тривалого навчання.

Отже, збільшення кількості епох навчання сприяє значному покращенню точності та надійності моделі, що робить її ефективною для класифікації зображень з високим рівнем деталізації.

Останнім буде проведено дослідження ефективності нейромережевого визначення наявності захисного засобу на особі розробленим методом з використанням CNN. У таблиці 3.13 метрики Accuracy і LogLoss за базовим навчальним набором.

Таблиця 3.13 – Метрики за базовим навчальним набором захисного засобу

Кількість епох:	Метрики:	
	Accuracy	LogLoss
10 епох	0.9517	0.0392
15 епох	0.9647	0.0254
20 епох	0.9733	0.0132

Матриця сплутувань при 10 епохах наведена в таблиці 3.14.

Таблиця 3.14 – Матриця сплутувань при 10 епохах за базовим навчальним набором захисного засобу

Actual:	Predicted:		
	Людина з маскою	Людина без маски	Разом
Людина з маскою	1626	124	1750
Людина без маски	74	1476	1550
Разом	1700	1600	3300

Матриця сплутувань при 15 епохах наведена в таблиці 3.15.

Таблиця 3.15 – Матриця сплутувань при 15 епохах за базовим навчальним набором захисного засобу

Actual:	Predicted:		
	Людина з маскою	Людина без маски	Разом
Людина з маскою	1649	101	1750
Людина без маски	51	1499	1550
Разом	1700	1600	3300

Матриця сплутувань при 20 епохах наведена в таблиці 3.16.

Таблиця 3.16 – Матриця сплутувань при 20 епохах за базовим навчальним набором захисного засобу

Actual:	Predicted:		
	Людина з маскою	Людина без маски	Разом
Людина з маскою	1661	89	1750
Людина без маски	39	1511	1550
Разом	1700	1600	3300

Метрики Precision та Recall при 10, 15 і 20 епохах за базовим навчальним набором захисного засобу зображені у таблиці 3.17.

Таблиця 3.17 – Метрики за базовим навчальним набором захисного засобу

Кількість епох:	Метрики:	
	Precision	Recall
10 епох	0.9288	0.9576
15 епох	0.9423	0.9706
20 епох	0.9491	0.9765

Значення метрик Recall, Precision та Accuracy зображені на графіку на рисунку 3.18.

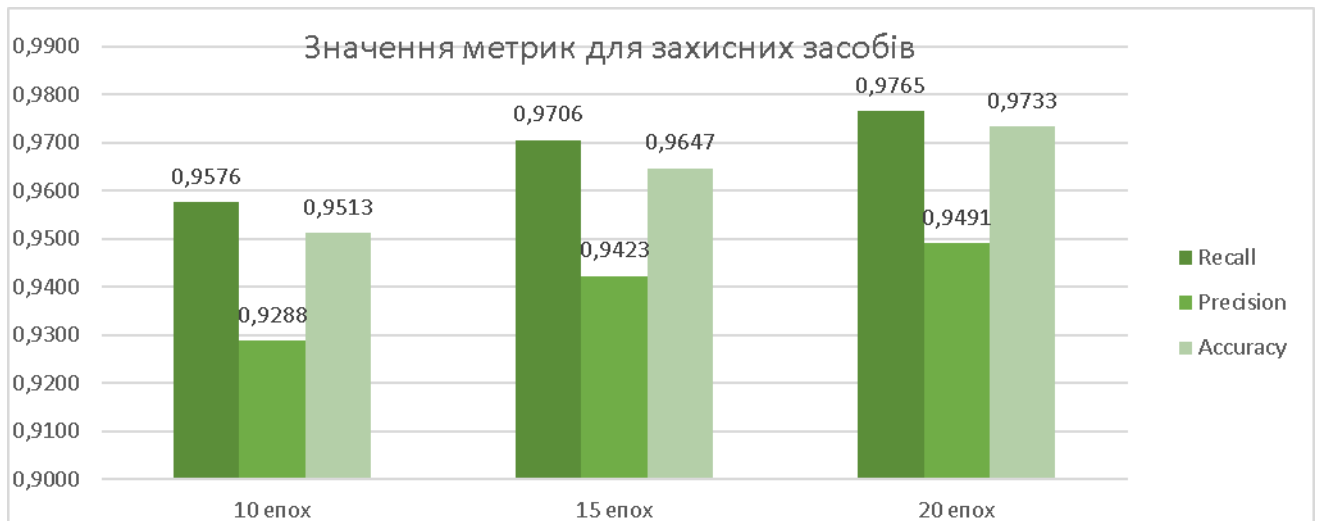


Рисунок 3.18 – Значення метрик Precision, Recall та Accuracy для наявності захисного засобу на особі

Аналізуючи дані метрики, можна зробити висновок, що модель, яка навчалась розпізнавати наявність маски на людині за зображенням, демонструє поступове покращення своїх характеристик зі збільшенням кількості епох навчання. Після 10 епох навчання, метрики Precision, Recall та Accuracy досягають значень 0.9288, 0.9576 та 0.9517 відповідно. Це вказує на те, що модель вже на початковому етапі здатна з високою точністю ідентифікувати людей з маскою та без неї.

З подальшим навчанням до 15 епох, показники Precision та Recall значно покращуються, досягаючи значень 0.9423 і 0.9706 відповідно, а Accuracy зростає до 0.9647. Це свідчить про те, що модель стає ще більш точною і надійною у своїх класифікаціях.

Після 20 епох навчання, метрики досягають найвищих значень: Precision становить 0.9491, Recall – 0.9765, а Accuracy – 0.9733. Це вказує на те, що модель значно покращує свої класифікаційні здібності, досягаючи високої точності та надійності у визначенні наявності маски на обличчі людини.

Таким чином, з кожною додатковою епохою навчання, модель демонструє все кращі результати, досягаючи високих показників Precision, Recall

та Accuracy після 20 епох. Це підтверджує ефективність тривалого навчання для покращення класифікації зображень людей з маскою та без неї.

Отже, було здійснено дослідження ефективності методу визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних. Результати цього дослідження, які дорівнюють приблизно 97% ефективності, демонструють високу точність і чутливість моделей, які були розроблені для різних задач класифікації, таких як визначення стану сонливості людини, емоційного стану та наявності захисних засобів.

3.7 Висновки до розділу 3

В процесі виконання третього розділу спроектовано програмну структуру інформаційної системи та описано функціональне призначення програмних складових інтелектуальної системи контролю стану працівників, що складається з трьох основних класів «VideoStream», «ImageAcquisition» та «AttributeDetermination».

Вирішено, що буде використано мову програмування Python та базу даних SQLite3. Цей набір відзначається високою взаємодією між компонентами та оптимальним використанням спеціалізованих програмних розширень.

Здійснено реалізацію складових інтелектуальної системи контролю стану працівників, що складається з трьох класів, що відповідають за реалізацію підсистем програми.

Використовуючи засоби тест-кейс тестування, було протестовано інтелектуальну систему контролю стану працівників, що реалізовує метод визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних. За проведеним тестуванням некоректно працюючих функцій не виявлено. Весь функціонал працює згідно до поставлених завдань.

Створено інструкцію користувача для користування розробленою інтелектуальною системою контролю стану працівників.

Здійснено дослідження ефективності методу визначення значень атрибутів об'єктів нейромеревевими засобами за графічними зображеннями у базах даних, що показав високу ефективність для виконання автоматизованого визначення значення атрибуту, а саме в середньому 97% точності визначення атрибутів сонливості, емоційного стану та наявності захисного захисту.

Загальні висновки

Метою виконаної кваліфікаційної роботи бакалавра є спрощення процесу визначення значень атрибутів об'єктів баз даних за рахунок нейромережевої класифікації їх графічних зображень, що було досягнуто шляхом розробки та програмної реалізації відповідного методу. Відповідно до створеного методу, нейромережева класифікація графічних зображень в базі даних дозволяє автоматизовано визначати їх відповідні властивості, формуючи таким чином значення атрибутів об'єктів цих у базі даних, що збільшує обсяг відомостей щодо цих об'єктів та дозволяє уникати виконання людиною рутинних операцій по роботі з базою даних.

Для досягнення поставленої мети у рамках виконання кваліфікаційної роботи бакалавра були сформульовані й виконані завдання:

- виконано аналіз особливостей визначення значень атрибутів сутностей за графічними зображеннями у базах даних;
- виконано аналіз засобів штучного інтелекту для видобутку структурованих даних із графічних зображень;
- проведено аналіз сучасних наукових рішень для видобутку структурованих даних з графічних зображень;
- виконано аналіз підходів до нейромережевої обробки зображень обличч людей у відеопотоці;
- розроблено метод визначення значень атрибутів за графічними зображеннями;
- на основі розробленого методу виконано проєктування структури системи нейромережевої обробки зображень обличч людей у відеопотоці;
- здійснено вибір засобів розробки для інтелектуальної системи контролю стану працівників за відеопотоком;
- здійснено програмну реалізацію системи визначення значень атрибутів за графічними зображеннями;

- проведено тестування розробленої інтелектуальної системи контролю стану працівників за відеопотоком;

- здійснено дослідження ефективності розробленого методу з використанням розробленої інтелектуальної системи контролю стану працівників за відеопотоком.

Запропонований метод визначення значень атрибутів об'єктів призначений для перетворення вхідних даних у вигляді відеопотоку та показника частоти фіксації у вихідні дані у вигляді перелік значень актуальних атрибутів об'єктів у БД за допомогою одержання кадру для обробки з відеопотоку, одержання зображення об'єкту для розпізнавання із кадру та визначення значення атрибуту об'єкта за зображенням.

Була розроблена інтелектуальна система контролю стану працівників за відеопотоком, що використовує створений метод визначення значень атрибутів об'єктів нейромеревими засобами за графічними зображеннями у базах даних. Інтелектуальна система складається із трьох підсистем: «Підсистема одержання кадрів для обробки відеопотоку», «Підсистема одержання зображень об'єктів» та «Підсистема визначення значень атрибутів об'єктів». Підсистеми реалізовано програмно за допомогою мови програмування Python, а для взаємодії з базою даних використано СКБД SQLite3. Для визначення атрибутів значень атрибутів об'єктів графічних зображень було використано нейронну мережу CNN.

Інтелектуальна система контролю стану працівників за відеопотоком у результаті реалізації має функції:

- введення назви відеопотоку та збереження його в БД;
- перегляд параметрів обробки відеопотоку;
- перегляд відеопотоку з камери;
- збереження кадрів з відеопотоку;
- обрання кадру для обробки з відеопотоку;
- знаходження зображення об'єкту в кадрі та його збереження;
- перегляд одержаного зображення;
- виконання автоматичного знаходження об'єктів для всіх кадрів у серії;

- перегляд поточного зображення об'єкту;
- обрання атрибуту для визначення за зображенням;
- відображення назви та опису вибраного атрибуту;
- визначення атрибуту;
- перегляд та збереження визначеного атрибуту у БД;
- автоматичне визначення атрибутів для всіх зображень у серії.

Було проведено дослідження ефективності розробленого методу визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних, яке виявило, що створений метод має високу ефективність для виконання автоматизованого визначення значення атрибутів, зокрема 97% точності визначення атрибутів сонливості, емоційного стану та наявності захисного захисту.

Розроблена інтелектуальна система використовує метод визначення значень атрибутів і призначена для контролю стану працівників на заводах, офісах, тощо. Напрямами практичного використання розробленої інформаційної системи визначено автоматизоване визначення атрибутів об'єктів зображень. Реалізація визначення атрибутів об'єктів зображень дозволяє контролювати сонливість, емоційний стан та наявність засобів захисту працівників для забезпечення безпеки та підвищення ефективності працівників підприємства.

Основні наукові та практичні результати роботи доповідалися на XXV Міжнародній науково-практичній конференції «Current Trends in the Development of Scientific Research in Today's Conditions» (29-31 травня 2024 року, Florence, Italy), за темою кваліфікаційної роботи бакалавра автором виконано наукову публікацію «Intelligent System for Determining the Object Attributes Values by Neural Networks Means by Graphic Images in Databases» [32].

Перелік посилань

1. Організація баз даних та знань. URL: <https://studfile.net/preview/7013716/>.
2. Структурно-семантична інтеграція даних на основі фактологічної реляційної моделі. URL: <https://science.lpnu.ua/sites/default/files/journal-paper/2024/feb/33358/vis663komp-nauky-60-69.pdf>.
3. Бази даних: проектування та використання. URL: <https://eprints.kname.edu.ua/39624.pdf>.
4. Теорія нормалізації в табличних базах даних. URL: https://scc.knu.ua/upload/iblock/ceb/dis_Puzikova.pdf.
5. Clob, blob and bfile tutorials – Vskills. URL: <https://www.vskills.in/certification/tutorial/clob-blob-and-bfile/#:~:text=BLOB%20data%20is%20stored%20in,stored%20on%20the%20file%20system>.
6. Комп'ютерний зір – технологія, яка допомагає створити безпечне середовище на виробництві. URL: <https://proit.org.ua/kompiutiernii-zir-tiekhnologhiia-iaka-dopomaghaie-stvoriti-biezpiechnie-sieriedovishchie-na-virobnitstvi/>.
7. Інтелектуальні системи прийняття рішень та проблеми обчислювального інтелекту. URL: <https://sci.ldubgd.edu.ua/bitstream/123456789/4280/1/ISDMCI%272017.pdf#page=4>.
8. Детектування і розпізнавання об'єктів за допомогою комп'ютерного зору. URL: <http://eprints.zu.edu.ua/28042/1/13.pdf>.
9. Нейронні мережі в задачах обробки зображень. URL: https://web.posibnyky.vntu.edu.ua/fksa/2kvetnyj_komp'yuterne_modelyuvannya_system_procesiv/t2/24..htm.
10. Розпізнавання образів – Pattern recognition в Україні. URL: <https://evergreens.com.ua/ua/category/pattern-recognition.html>.

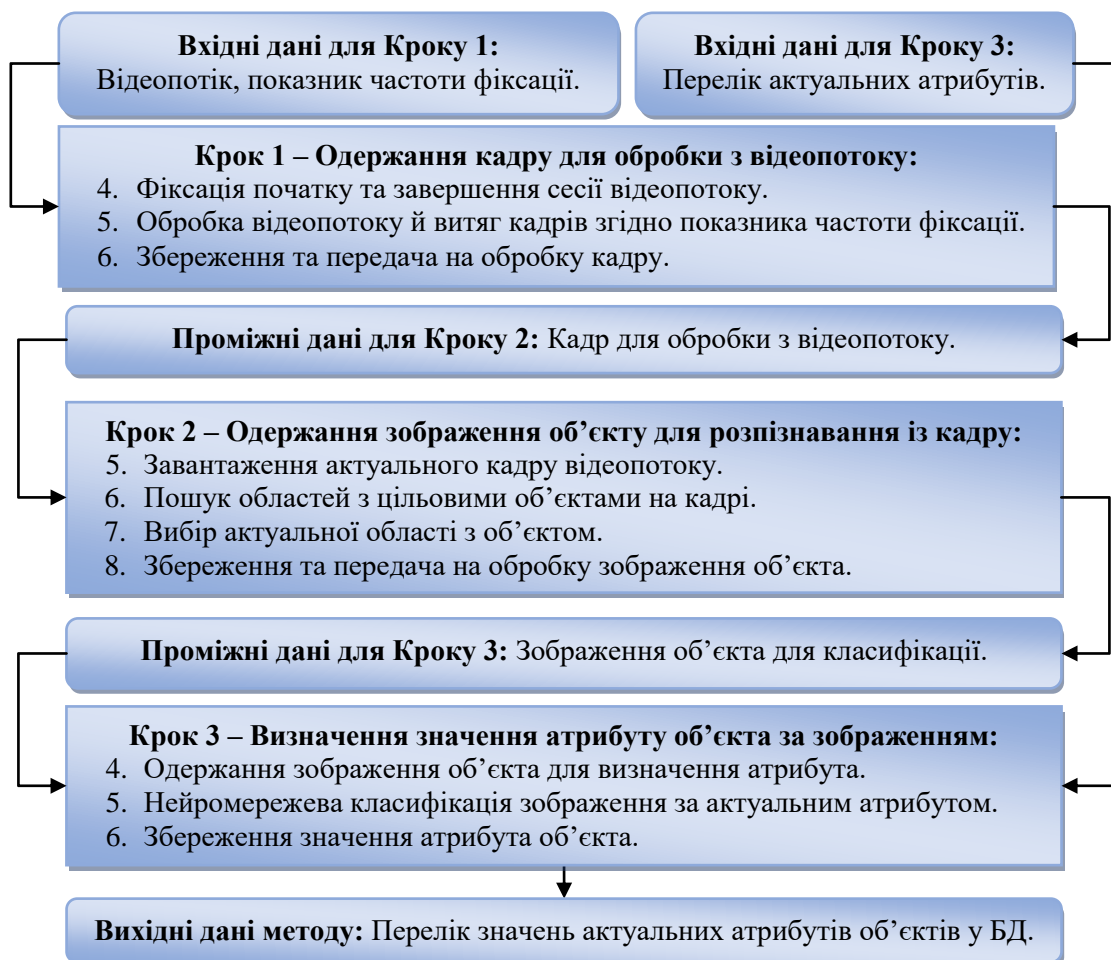
11. Нейромережева система класифікації із конфігурацією після навчання. URL: <https://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/162751>.
12. FaceReader – Facial expression recognition software. URL: <https://www.noldus.com/facereader>.
13. Використання комп'ютерного зору для розпізнавання образів. URL: <https://openarchive.nure.ua/entities/publication/d0c5e81e-5801-4230-abfa-98f1a8cf4e1b>.
14. Нейромережеві моделі класифікації зображень. URL: <https://openarchive.nure.ua/entities/publication/c9aa180e-bf6b-4533-8745-0a1604ced9f1>.
15. Обробка відео для розпізнавання та ідентифікації об'єктів. URL: <https://ekmair.ukma.edu.ua/items/6889be81-3764-4d28-aaf6-74f8053c496d>.
16. Introduction to Convolution Neural Network – GeeksforGeeks. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/introduction-convolution-neural-network/>.
17. Drowsiness Detection Dataset. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/prasadvpatil/mrl-dataset>.
18. Facial Emotion Recognition Dataset. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/tapakah68/facial-emotion-recognition/data>.
19. Face Mask Detection. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/andrewmvd/face-mask-detection/data>.
20. Scikit-learn(sklearn) in Python : A Comprehensive Guide – Metana. URL: <https://metana.io/blog/scikit-learn-sklearn-in-python/>.
21. Scikit Learn: Discover the Python library dedicated to Machine Learning. URL: <https://datascientest.com/en/scikit-learn-discover-the-python-library-dedicated-to-machine-learning>.
22. What Is Pandas in Python? Everything You Need to Know. URL: <https://www.activestate.com/resources/quick-reads/what-is-pandas-in-python-everything-you-need-to-know/>.
23. What Is Pandas? URL: <https://builtin.com/data-science/pandas>.

24. What is TensorFlow? URL: <https://www.nvidia.com/en-us/glossary/tensorflow/>.
25. Everything You Wanted To Know About TensorFlow.
26. What Is TensorFlow? Meaning, Working, and Importance. URL: <https://www.spiceworks.com/tech/devops/articles/what-is-tensorflow/>
27. Python: The most popular language. URL: <https://datascientest.com/en/python-the-most-popular-language>.
28. Advantages of the Python Language over Other Ones. URL: <https://vilmate.com/blog/python-vs-other-programming-languages/>.
29. What is SQLite? And When to Use It? URL: <https://www.simplilearn.com/tutorials/sql-tutorial/what-is-sqlite>.
30. About SQLite. URL: <https://www.sqlite.org/about.html>.
31. Поняття, класифікація і функції емоцій. URL: <https://studentam.net.ua/content/view/10748/86/>
32. Mazurets O., Uspenska K., Vit R., Tyschenko O. Intelligent System for Determining the Object Attributes Values by Neural Networks Means by Graphic Images in Databases. Current Trends in the Development of Scientific Research in Today's Conditions. Proceedings of XXV International scientific and practical conference. May 29-31, 2024. International Scientific Unity. Florence, Italy. 2024. Pp. 86-91.

ДОДАТКИ

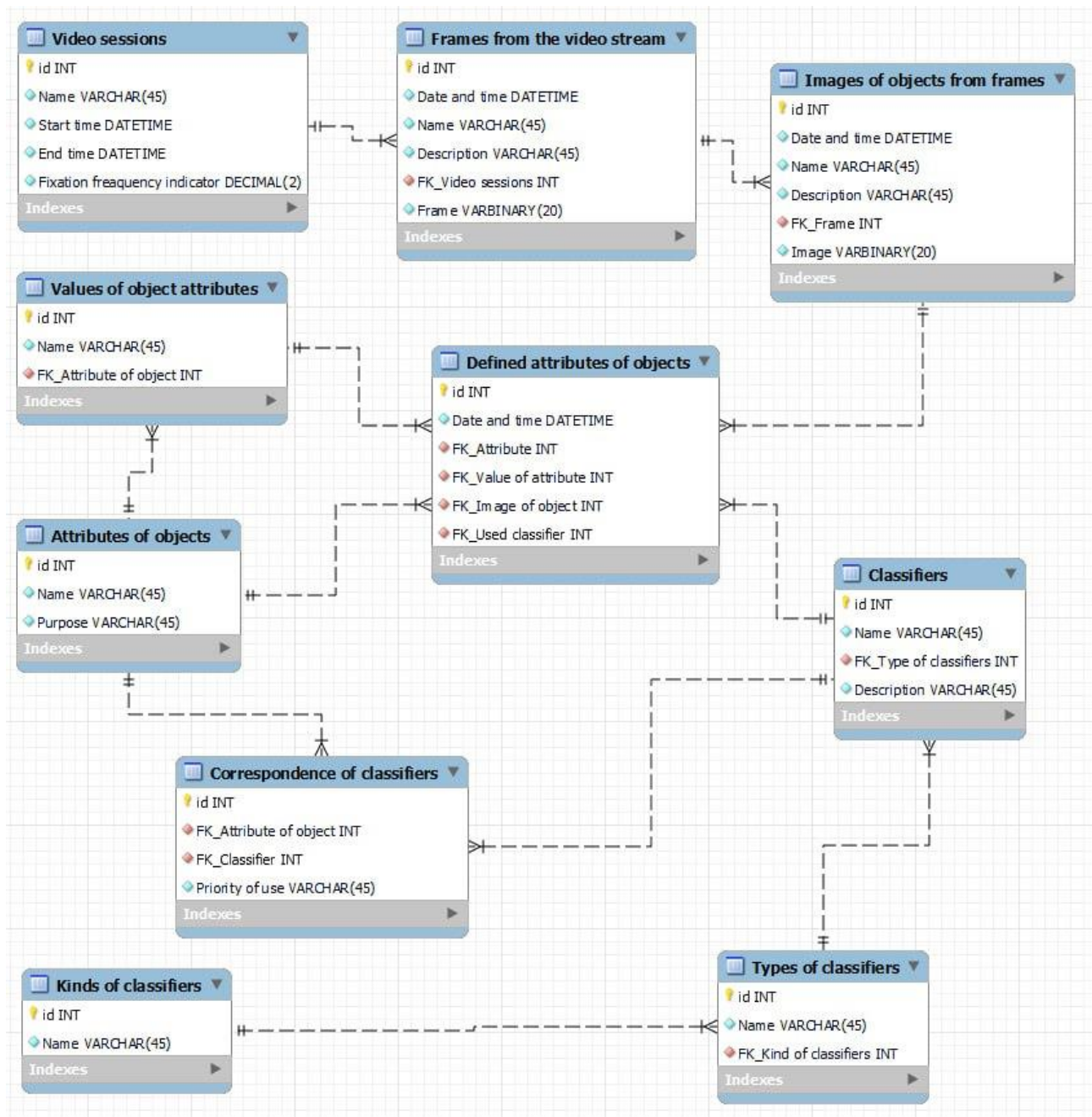
Додаток А

Схема методу визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних



Додаток Б

Даталогічна модель бази даних інтелектуальної системи контролю стану працівників за відеопотоком



Додаток В

Презентаційний матеріал



КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

Метод визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних

Виконала:

студентка 3 курсу, групи
КНС-21-1

*Успенська Ксенія
Ігорівна*

Керівник:

к.т.н., доцент кафедри КН

*Мазурець Олександр
Вікторович*

Актуальність

На сучасному етапі є актуальною розробка підходів до визначення значень атрибутів об'єктів, що дозволяє виконувати перетворення вхідних даних у вигляді відеопотоку та показника частоти фіксації у вихідні дані у вигляді перелік значень актуальних атрибутів об'єктів у БД за допомогою одержання кадру для обробки з відеопотоку, одержання зображення об'єкту для розпізнавання із кадру та визначення значення атрибуту об'єкта за зображенням.

За такого підходу, нейромережева класифікація графічних зображень в базі даних дозволяє автоматизовано визначати їх відповідні властивості, формуючи таким чином значення атрибутів об'єктів цих у базі даних, що збільшує обсяг відомостей щодо цих об'єктів та дозволяє уникати виконання людиною рутинних операцій по роботі з базою даних.

Реалізація автоматизованого визначення атрибутів об'єктів зображень дозволяє контролювати сонливість, емоційний стан та наявність засобів захисту працівників для забезпечення безпеки та підвищення ефективності працівників підприємства.

Мета і задачі роботи

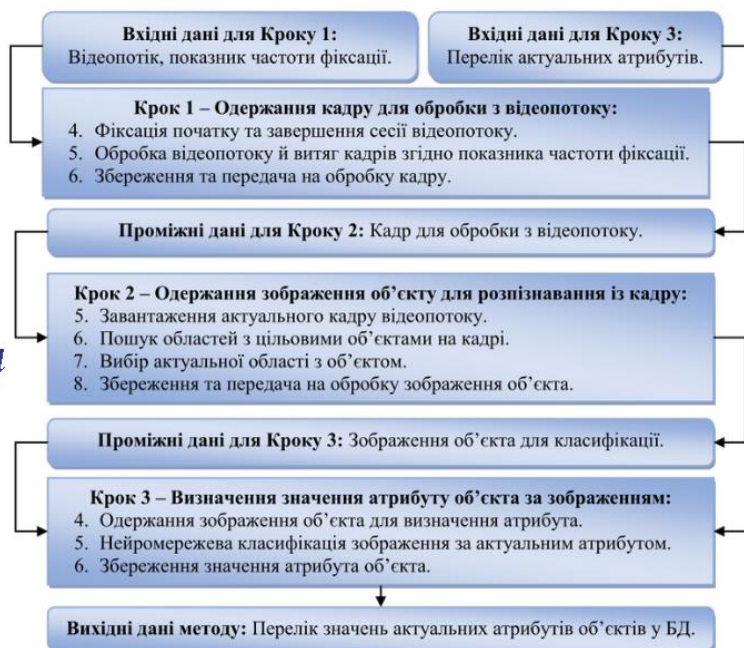
Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є спрощення процесу визначення значень атрибутів об'єктів баз даних за рахунок нейромережевої класифікації їх графічних зображень, для чого слід розробити та програмно реалізувати метод визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних. Поставлена мета визначає необхідність розв'язку наступних задач:

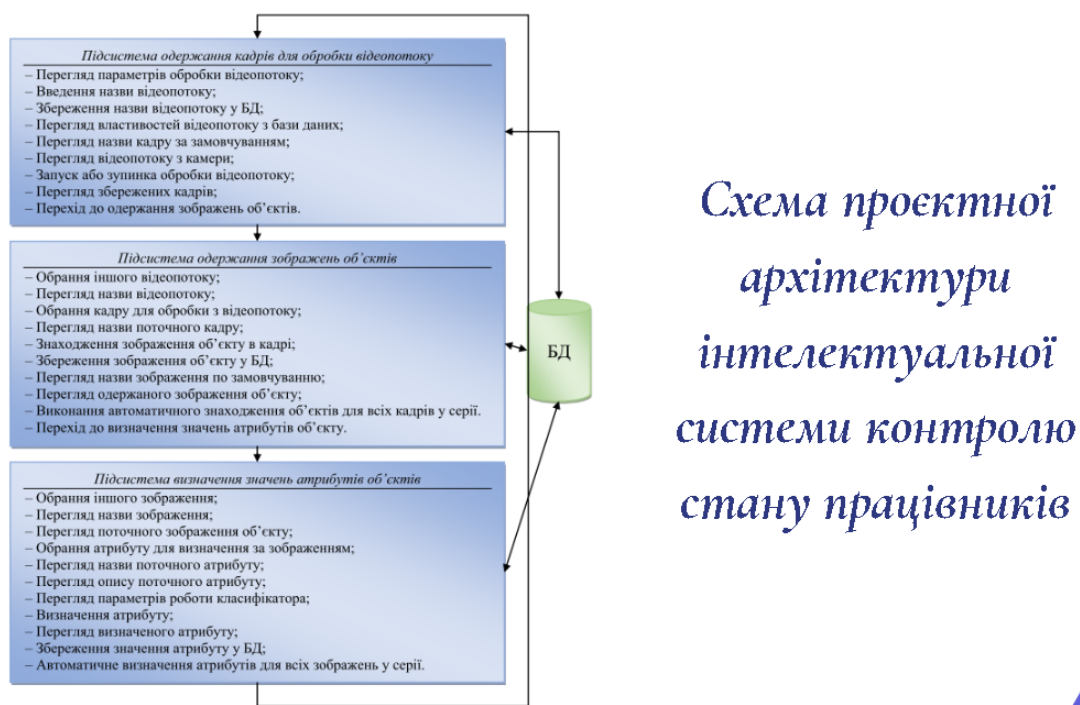
1. Провести аналіз предметної області.
2. Розробити метод визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних.
3. Виконати проєктування інтелектуальної системи на базі методу визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних.
4. Зробити вибір засобів розробки інтелектуальної системи.
5. Розробити програмну реалізацію методу визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних, провести її тестування.

Для дослідження ефективності розробленого методу визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних слід виконати його програмну реалізацію у вигляді інтелектуальної системи контролю стану працівників за відеопотоком, що буде містити наступні основні функції:

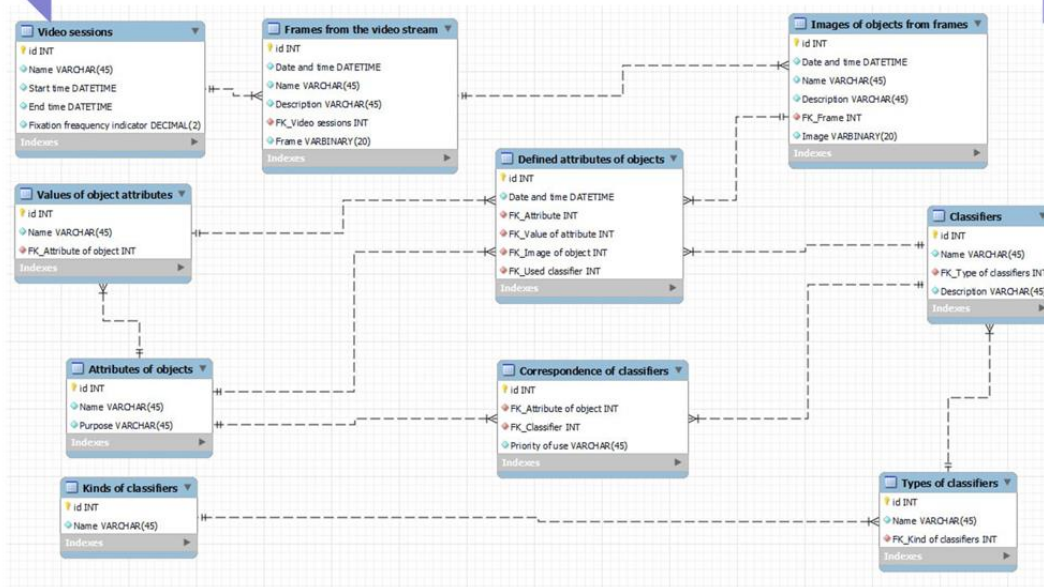
- введення назви відеопотоку та збереження його в БД;
- перегляд відеопотоку з камери;
- збереження кадрів з відеопотоку;
- обрання кадру для обробки з відеопотоку;
- знаходження зображення об'єкту в кадрі та його збереження;
- виконання автоматичного знаходження об'єктів для всіх кадрів у серії;
- обрання атрибуту для визначення за зображенням;
- відображення назви та опису вибраного атрибуту;
- визначення атрибуту;
- перегляд та збереження визначеного атрибуту у БД;
- автоматичне визначення атрибутів для всіх зображень у серії.

*Схема методу
визначення значень
атрибутів об'єктів
нейромережевими
засобами за графічними
зображеннями у базах
даних*

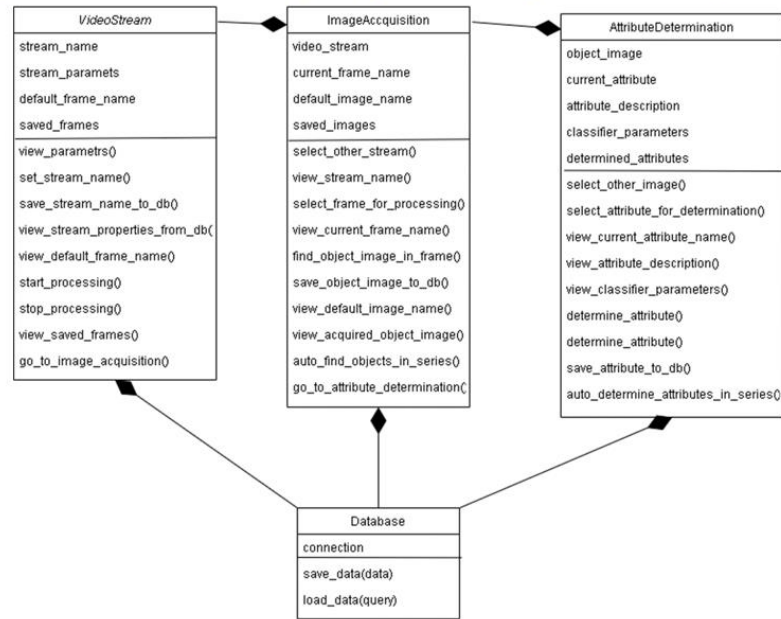




Даталогічна модель бази даних

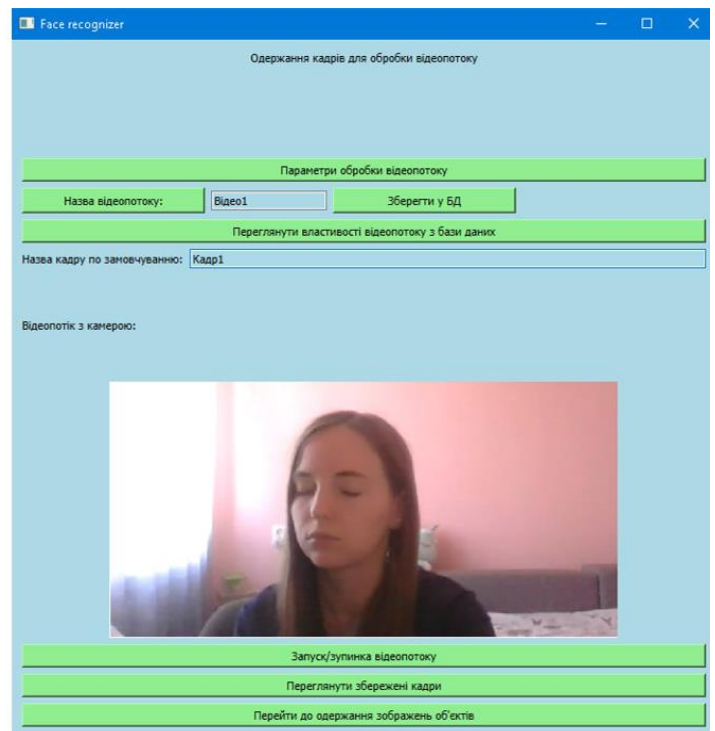


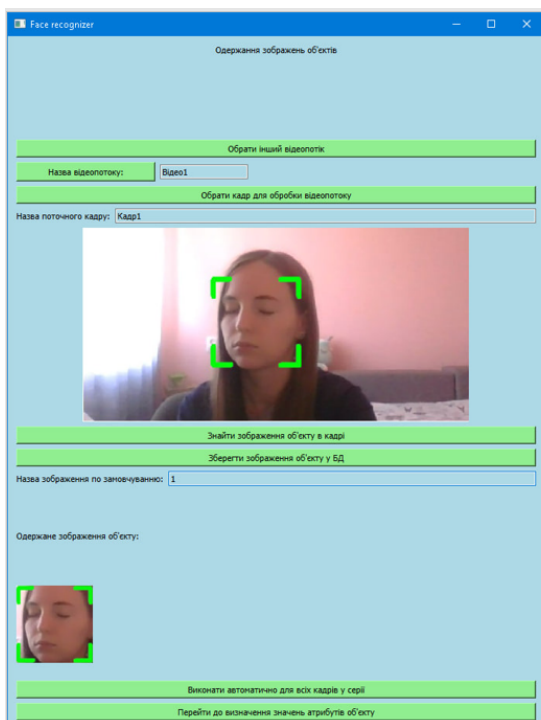
Діаграма класів програмної реалізації методу



*Програмна реалізація
методу визначення значень
атрибутів об'єктів
нейромережевими засобами
за графічними
зображеннями у базах
даних*

Форма одержання кадрів для обробки
відеопотоку



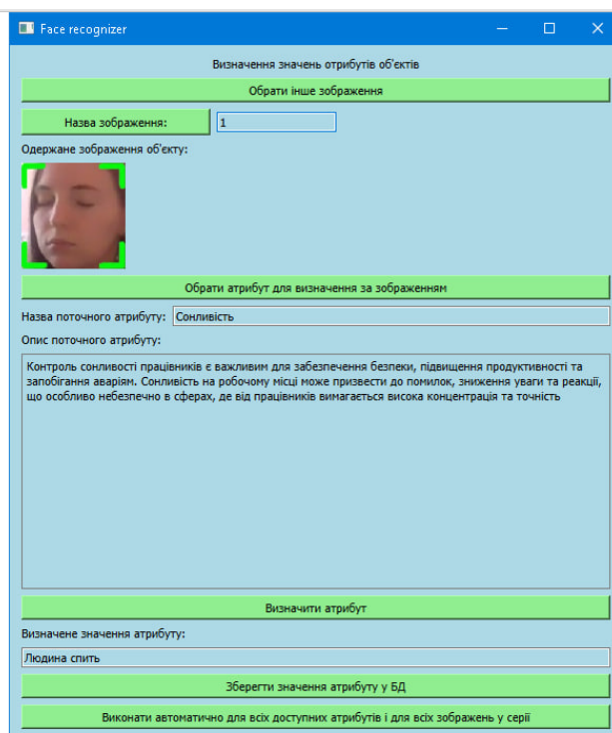


*Програмна реалізація
методу визначення значень
атрибутів об'єктів
нейромержевими засобами
за графічними
зображеннями у базах
даних*

Форма одержання зображень об'єктів

*Програмна реалізація
методу визначення значень
атрибутів об'єктів
нейромержевими засобами
за графічними
зображеннями у базах
даних*

Форма визначення значень атрибутів
об'єктів




Face recognizer

Визначення значень отриманих об'єктів

Обрати інше зображення

Назва зображення: 1

Одержане зображення об'єкту:



Обрати атрибут для визначення за зображенням

Назва поточного атрибуту: Сонливість

Опис поточного атрибуту:

Контроль сонливості працівників є важливим для забезпечення безпеки, підвищення продуктивності та запобігання аваріям. Сонливість на робочому місці може призвести до помилок, зниження уваги та реакції, що особливо небезпечно в сферах, де від працівників вимагається висока концентрація та точність

Визначити атрибут

Визначене значення атрибуту:

Людина спить

Зберегти значення атрибуту у БД

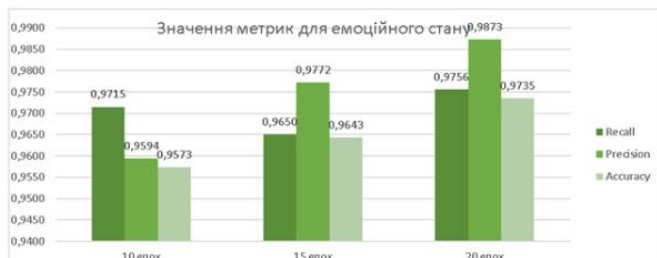
Виконати автоматично для всіх доступних атрибутів і для всіх зображень у серії

Результати дослідження ефективності



Значення метрик для сонливості

Результати дослідження ефективності



Значення метрик для емоційного стану


Face recognizer

Визначення значень отриманих об'єктів

Обрати інше зображення

Назва зображення: 44

Одержане зображення об'єкту:



Обрати атрибут для визначення за зображенням

Назва поточного атрибуту: Емоційний стан

Опис поточного атрибуту:

Контроль емоційного стану робітників є важливим для підвищення продуктивності, зниження стресу, покращення комунікації, зміцнення корпоративної культури, зниження плинності кадрів та підвищення креативності.

Визначити атрибут

Визначене значення атрибуту:

Людина в спокої

Зберегти значення атрибуту у БД

Виконати автоматично для всіх доступних атрибутів і для всіх зображень у серії


Face recognizer

Визначення значень атрибутів об'єктів

Обрати інше зображення

Назва зображення: 22

Одержане зображення об'єкту:



Обрати атрибут для визначення за зображенням

Назва поточного атрибуту: Засіб захисту

Опис поточного атрибуту:

Контроль носіння засобів захисту працівниками є важливим для забезпечення їх безпеки та здоров'я, зникнення ризику поширення інфекційних захворювань та підтримання здорового робочого середовища.

Визначити атрибут

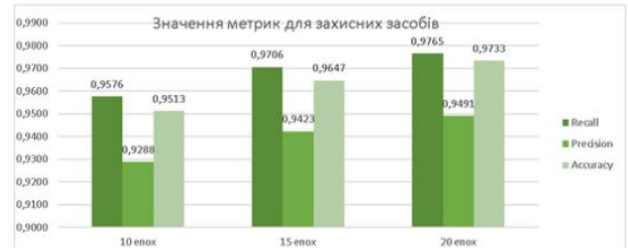
Визначене значення атрибуту:

Людина з маскою

Зберегти значення атрибуту у БД

Виконати автоматично для всіх доступних атрибутів і для всіх зображень у серії

Результати дослідження ефективності



Значення метрик для захисного засобу

Висновки

Метою виконаної кваліфікаційної роботи бакалавра є спрощення процесу визначення значень атрибутів об'єктів баз даних за рахунок нейромережевої класифікації їх графічних зображень, що було досягнуто шляхом розробки та програмної реалізації відповідного методу. Відповідно до створеного методу, нейромережева класифікація графічних зображень в базі даних дозволяє автоматизовано визначати їх відповідні властивості, формуючи таким чином значення атрибутів об'єктів цих у базі даних, що збільшує обсяг відомостей щодо цих об'єктів та дозволяє уникати виконання людиною рутинних операцій по роботі з базою даних.

Запропонований метод визначення значень атрибутів об'єктів призначений для перетворення вхідних даних у вигляді відеопотоку та показника частоти фіксації у вихідні дані у вигляді перелік значень актуальних атрибутів об'єктів у БД за допомогою одержання кадру для обробки з відеопотоку, одержання зображення об'єкту для розпізнавання із кадру та визначення значення атрибуту об'єкта за зображенням.

Підсистеми реалізовано програмно за допомогою мови програмування Python, а для взаємодії з базою даних використано СКБД SQLite3. Для визначення атрибутів значень атрибутів об'єктів графічних зображень було використано нейронну мережу CNN.

Розроблена інтелектуальна система використовує метод визначення значень атрибутів і призначена для контролю стану працівників на заводах, офісах, тощо. Напрямами практичного використання розробленої інформаційної системи визначено автоматизоване визначення атрибутів об'єктів зображень.

Ім'я користувача:
Кафедра КН

Дата перевірки:
17.06.2024 00:02:21 EEST

Дата звіту:
17.06.2024 00:04:06 EEST

ID перевірки:
1016366363

Тип перевірки:
Doc vs Internet + Library

ID користувача:
100005671

Назва документа: КНС-21-1 Успенська_ЗАПИСКА

Кількість сторінок: 77 Кількість слів: 12504 Кількість символів: 101034 Розмір файлу: 1.94 MB ID файлу: 1016172605

Виявлено модифікації тексту (можуть впливати на відсоток схожості)

9.22% Схожість

Найбільша схожість: 3.88% з джерелом з Бібліотеки (ID файлу: 1016139735)

6.34% Джерела з Інтернету

494

Сторінка 79

6.29% Джерела з Бібліотеки

126

Сторінка 82

0% Цитат

Вилучення цитат вимкнене

Вилучення списку бібліографічних посилань вимкнене

0% Вилучень

Немає вилучених джерел

Модифікації

Виявлено модифікації тексту. Детальна інформація доступна в онлайн-звіті.

Замінені символи

2

Підозріле форматування

17
сторінок

Anti-Plagiarism v-15.257**Максимальне співпадіння з одним документом 3.0%**Словники перевірки: en_US, ru_RU, ua_UA. **Помилки в документах: 13%**

ID: 130866 Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних Додано в БД: 2024-06-16 Автора: Ксенія УСПЕНСЬКА Керівники: Олександр МАЗУРЕЦЬ Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	80285	1137	4114 (5%)	61 (5%)

Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

**РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК
ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ**

Підтверджуємо ознайомлення з результатом звіту подібності щодо роботи, генерованого системою виявлення текстових збігів/ідентичності/схожості:

Назва: Метод визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних

Автор: студентка групи КНс-21-1 Ксенія Успенська

Спеціальність: 122 – Комп'ютерні науки

Освітня програма: освітньо-професійна

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

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом. Робота приймається до захисту.	відповідає
2	Виявлені запозичення не є плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована. Відкоригований варіант має бути поданий на кафедру за 2 дні до захисту, разом із заявою щодо самостійності виконання письмової роботи та ідентичності друкованої та електронної версії роботи	
3	Виявлені запозичення не є плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. В зв'язку з цим мета роботи та поставлені завдання не були досягнені. Робота може бути допущена до захисту (наступного року) після того як буде відкоригована та допрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі Ксенії Успенської, 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 програмного коду, що не мають авторства і містять поширені конструкції; серед запозичень знаходяться загальновідомі терміни, скорочення.

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

- за системою Anti-Plagiarism: 3%;

- за системою Unichек: 9.22.

Керівник роботи



Олександр МАЗУРЕЦЬ

Гарант ОП



Олександр МАЗУРЕЦЬ

Завідувач кафедри КН



Олександр БАРМАК



**ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА
на кваліфікаційну роботу бакалавра**

студента гр. КНс-21-1 Успенської Ксенії Ігорівни

за темою Метод визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних

1. Актуальність теми

На сучасному етапі є актуальною розробка підходів до визначення значень атрибутів об'єктів, що дозволяє виконувати перетворення вхідних даних у вигляді відеопотоку та показника частоти фіксації у вихідні дані у вигляді перелік значень актуальних атрибутів об'єктів у БД за допомогою одержання кадру для обробки з відеопотоку, одержання зображення об'єкту для розпізнавання із кадру та визначення значення атрибуту об'єкта за зображенням.

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

За стандартом, а саме описом предметної області, об'єктом дослідження є процес визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних. Метою роботи є спрощення процесу визначення значень атрибутів об'єктів баз даних за рахунок нейромережевої класифікації їх графічних зображень. При вирішенні поставленої задачі використано нейромережеві методи розпізнавання зображень, методи організації роботи з даними, методи моделювання баз даних. Отже, результати кваліфікаційної роботи бакалавра повністю відповідають стандарту бакалавра спеціальності 122 – Комп'ютерні науки.

3. Професійні та особистісні якості бакалавра

Під час роботи над кваліфікаційною роботою бакалавра Успенська Ксенія Ігорівна проявила себе компетентним фахівцем галузі інформаційних технологій. Також вчасно та вірно виконувала усі поставлені завдання, що дозволило отримати хороші результати.

4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

Отримані результати в кваліфікаційній роботі є результатом особистої роботи студентки, яка самостійно виконала всі поставлені в роботі завдання.

5. Ступінь оволодіння методами дослідження

При виконанні кваліфікаційної роботи Успенська Ксенія Ігорівна продемонструвала високий рівень знань, а також вміння володіння засобами інформаційних технологій, методами проведеного в роботі дослідженнями.

6. Повнота та якість розкриття теми роботи

Робота виконана на високому професійному й науковому рівні. Тема роботи в цілком обґрунтована й розкрита, проведено аналіз актуальності та відомих сучасних досліджень в межах предметної області, поставлені завдання, що у роботі виконані, та розроблено інформаційну систему для дослідження ефективності запропонованого метода.

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

Кваліфікаційна робота бакалавра має чітку структуру, а тому матеріал викладено логічно та послідовно з повною аргументованістю. Літературна грамотність на високому рівні.

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

Розроблений у роботі метод та інформаційна система може дозволити контролювати сонливість, емоційний стан та наявність засобів захисту працівників для забезпечення безпеки та підвищення ефективності працівників підприємства.

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., доцент кафедри КН Олександр МАЗУРЕЦЬ



РЕЦЕНЗІЯ

на кваліфікаційну роботу бакалавра

студентки гр. КНс-21-1 Успенської Ксенії Ігорівни

за темою: Метод визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних

1. Актуальність обраної теми

Розробка підходів до визначення атрибутів об'єктів, що дозволяє автоматично перетворювати вхідні відеодані у перелік значень актуальних властивостей об'єктів у базі даних, стає дедалі більш актуальною. Процес включає отримання кадрів з відеопотоку для подальшої обробки, витягування зображень об'єктів для їх розпізнавання та визначення значень атрибутів автоматично за цими зображеннями.

2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

Мета та завдання у даній кваліфікаційній роботі бакалавра були повністю розкриті. Кожен розділ роботи містить детальне обґрунтування з використанням сучасних наукових джерел. Завдяки виконанню поставлених завдань було реалізовано метод визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних. Є наукові публікації за темою роботи.

3. Зміст кожного розділу роботи

У першому розділі кваліфікаційної роботи проведено аналіз проблеми інтелектуального видобутку структурованих даних із графічних зображень, що дано змогу визначити мету, задачі та вимоги до реалізації інформаційної системи. У другому розділі наведено кроки методу визначення значень атрибутів об'єктів нейромережевими засобами за графічними зображеннями у базах даних, та спроектовано інтелектуальну систему контролю стану працівників за відеопотоком. У третьому розділі проведено експериментальне дослідження методу визначення значень атрибутів об'єктів за графічними зображеннями у базах даних.

4. Оцінка розробленої інформаційної системи, її практична цінність

Застосування автоматизованого визначення атрибутів об'єктів зображень дозволяє відстежувати стан сонливості, емоційний настрій та наявність засобів захисту працівників, що сприяє підвищенню безпеки та ефективності їх роботи на підприємстві.

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Кваліфікаційна робота бакалавра виконана на високому рівні. У роботі чітко структуровано і логічно викладено матеріал, що включає повне пояснення розробленого методу та дослідження його ефективності. Для більшої наочності використано таблиці, діаграми. Також використано актуальні джерела інформації.

6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

Суттєвих недоліків немає. При дослідженні ефективності методу до розгляду брались тільки 10, 15 та 20 епох навчання нейронної мережі, без аналізу проміжних та зовнішніх діапазонів. У створеній інформаційній системі замала область відображення зображення, над яким виконується робота. Втім наведене не впливає на загальну якість роботи та отримані результати.

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

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

Рецензент _____



Говорунченко Т. Р.