

Міністерство освіти і науки України
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «КИЄВО-МОГИЛЯНСЬКА
АКАДЕМІЯ»

Кафедра мультимедійних систем факультету інформатики

Кваліфікаційна робота

освітній ступінь – бакалавр

на тему: **«РОЗРОБКА ЗАСТОСУНКУ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧ ТВАРИН
З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ»**

**Текстова частина до курсової роботи
за спеціальністю «Комп'ютерні науки» - 122**

Виконав студент

4-го року навчання спеціальності

122 "Комп'ютерні науки"

Кириченко Світлана Віталіївна

Керівник: Борозенний С. О.

кандидат _____

Рецензент _____

(прізвище та ініціали)

Кваліфікаційна робота захищена

з оцінкою _____

Секретар ЕК _____

(підпис)

« _____ » _____ 2023р.

Календарний план виконання роботи

№ п/п	Назва етапу курсового проекту	Термін виконання	Примітка
1.	Отримання завдання на кваліфікаційну роботу	02.11.2022	
2.	Аналіз актуальності, дослідження аналогів	15.01.2023	
3.	Вивчення технологій для розробки системи	30.01.2023	
4.	Створення технічного завдання.	10.02.2023	
5.	Написання практичної частини.	10.04.2023	
6.	Коригування застосунку	24.04.2023	
7.	Написання теоретичної частини.	10.05.2023	
8.	Коригування теоретичної частини	18.05.2023	
9.	Захист кваліфікаційної роботи.	28.05.2023	

Зміст

1 Вступ	4
2 Розпізнавання облич	5
2.1 Історія розвитку технологій розпізнавання облич	5
Перші системи розпізнавання облич	5
Підходи із застосуванням основ лінійної алгебри	6
Поява великих датасетів облич	9
Згорткові нейронні мережі	10
Регіональна згорткові нейронні мережі.....	12
Розвиток регіональних згорткових нейронних мереж.....	13
YOLO	15
2.2 Сучасні виклики у сфері розпізнавання облич	18
Дивний вирази обличчя на зображенні.....	19
Оклюдія обличчя.....	19
Освітлення	20
Мала роздільна здатність зображення	21
Орієнтація обличчя	21
2.3 Сфери застосування технологій розпізнавання облич	22
2.4 Висновки	24
3 Технології розпізнавання облич у фермерстві	25
3.1 Можливі застосування технологій розпізнавання облич у фермерстві	25
Контроль раціону тварини.....	25
Знаходження даних тварини.....	25
Дистанційне управління годуванням тварини	26
Відслідковування місцезнаходження і маршруту тварини	26
3.2 Порівняння з іншими способами ідентифікації	26
3.3 Огляд робіт на тему розпізнавання свиней за обличчям	27
3.4 Висновки	28
4 Розробка застосунку розпізнавання облич тварин з використанням штучного інтелекту	29
4.1 Ідея застосунку	29
4.2 Стек технологій	30
4.3 Збір даних	30
4.4 Підхід до реалізації	31
Створення датасету	31
Навчання моделі.....	32
4.5 Функції застосунку	32
4.6 Графічний інтерфейс	33
4.7 Результати	34

4.8	Можливості покращення застосунку	36
	Покращення точності моделей, які генеруються	37
	Масштабування застосунку для середніх і великих фермерств	37
	Масштабування застосунку для нових видів тварин	37
4.9	Висновки	38
6	Джерела	40
	Додатки	42
	Додаток А	42

1 Вступ

Невпинний розвиток фермерства посприяв появі необхідності ідентифікації тварин. Фермери виявили, що потреби і харчові звички відрізняються між двома тваринами, навіть народженими однією матір'ю. Крім того, після випадку в 2018 році у Китаї, коли приблизно 200 мільйонів свиней вмерло, або було вбито через грип, виникла потреба у відслідковуванні маршруту кожної окремої тварини. Якби система відслідкування руху тварин була впроваджена на тій фермі, можна було б запобігти такому широкому розповсюдженню хвороби, відслідкувавши свиней, з якими захворіла свиня була поруч. Окрім того, спростився би процес визначення причин захворювання, адже такі знання, як маршрут тварини і її денний раціон, можуть про багато сказати фермерам. Усі вищенаведені фактори призвело до того, що на сучасних фермах почали запроваджувати системи ідентифікації за допомогою чіпування. Проте, такі системи мають обмеження у точності(86.6%) і дальності(120 см)[14] і тому вирішують поставлене завдання тільки частково.

Дослідники пропонують нове, цікаве рішення – застосувати розпізнавання облич для ідентифікації тварин на фермах. Таке рішення може підтримувати будь-яку дальність, адже для розширення зони спостереження за тваринами потрібно лише встановити додаткову камеру.

Проте, такий підхід все ще є занадто інноваційним, щоб набути широкого вжитку. Окрім того, малі фермерства зазвичай не мають у своєму штаті спеціалістів з машинного навчання, які змогли б його запровадити.

Ціль цієї роботи – це запропонувати застосунок, який спростить перехід фермерств на системи ідентифікації з використанням розпізнавання облич.

2 Розпізнавання облич

Розпізнавання облич – це технологія зі сфери комп'ютерного зору, яка надає можливість ідентифікувати особу на зображенні за обличчям. У цьому розділі буде оглянуто історію розвитку розпізнавання облич, поточний стан технологій, проблеми і сфери використання.

2.1 Історія розвитку технологій розпізнавання облич

У цьому підрозділі буде йтися про історію розвитку технологій розпізнавання облич від перших напівручних алгоритмів до сучасних згорткових моделей. Будуть визначені переваги і недоліки систем і показано, як оновлювалися проблеми, які стояли перед дослідникам крізь роки.

Перші системи розпізнавання облич

Історія систем розпізнавання облич розпочалася у 1964 і 1965 роках, коли Бледсоу разом з Хелен Чан і Чарльзом Біссоном розробляли систему названу «людино-машина».[1]

Основна ідея полягала у тому, що кожне людське обличчя має майже унікальний набір відстаней між рисами обличчя і тому його можна ідентифікувати за ними. Серед обраних рис обличчя були координати розташування лінії волосся, очей і носа, центри зіниць, внутрішні куточки очей, зовнішні куточок очей та інші.

Дослідники були обмежені обчислювальними потужностями і технологіями того часу, тому маркування рис обличчя на фотографії було зроблену вручну. Після цього, результати маркування записувалися до бази даних. Оцінити кількість часу необхідного для створення бази даних можна з факту, що для маркування 40 облич у середньому людина витратила годину часу. Таким чином, коли програма отримувала на вхід неідентифіковане обличчя, вона порівнювала відстані між його рисами з наявними у базі і повертала найближчий результат.

Сам Бледсоу зазначав, що є багато факторів, які перешкоджають здатності комп'ютера точно ідентифікувати людину на двох різних фотографіях. Серед них:

- 1) Фотографії можуть бути зняті під різними кутами
- 2) Фотографії можуть бути зняті у різному віці
- 3) На фотографіях одна і та ж людина можуть бути у різних позах або мати інакший вираз обличчя
- 4) Фотографії можуть мати різний і складний фон

До згаданих вище проблем, додаймо те, що фотографії можуть мати оклюзії. У 1970-ті роки відбулося значне підвищення точності розпізнавання облич. Це було пов'язано з тим, що дослідники Голдштейн, Хармон і Леск розробили нову систему вимірювання облич людини, яка включала 21 характеристику. Ці характеристики включали, наприклад, товщину губ і колір волосся. Проте, не зважаючи на кращі результати ідентифікації, підхід зберігав усі недоліки попередників, адже визначення координат і відстаней все ще виконувалося вручну.

Підсумувавши все вищезгадане, можна стверджувати, що наведені підходи мали кілька вад: вони потребували багато ручного маркування і мали велику кількість обмежень. Найбільшою проблемою можна вважати нестачу автоматизованості.

Підходи із застосуванням основ лінійної алгебри

У 1988 Сіровіч та Кірбі своєю роботою запропонували застосування лінійної алгебри до проблеми розпізнавання облич. Вони розробили систему під назвою Eigenfaces, яка показала, що за допомогою аналізу характеристик набору фотографій, можна сформулювати набір основних ідентифікуючих однак. Ідея підходу у тому, щоб якомога більше зменшити розмірність зображення, використовуючи власні вектори і власні значення матриці пікселів фотографії при цьому не втративши характеристик, які роблять обличчя унікальним.

Дослідники довели, що для точного кодування нормалізованого зображення обличчя потрібно менше ста параметрів. [2]

У 1991 році Турк і Пентланд покращили систему тим, що повністю автоматизували процес розпізнавання обличчя на зображенні. У 1997 році була розроблена покращена версія системи – Fisherfaces. Точніших результатів було досягнуто, за рахунок використання лінійного дискримінантного аналізу.

Наприкінці сторіччя в USC було розроблено програмний модуль «Mugspot», здатний до аналізу відеозображення у цілях пошуку перехожих. Коли дана програма знаходить перехожого, вона намагається прослідкувати за ним так довго, як це можливо з ціллю отримати більше фотографій обличчя. Потім «Mugspot» відфільтровує зображення облич так, щоб лишити найбільш придатні для майбутньої ідентифікації. Одним із основних критеріїв вибору є те, що людина дивиться прямо у камеру. Потім програма передає отримані дані до наступних програм, які займатимуться розпізнаванням обличчя. [3]

До кінця століття найефективнішого рішення було досягнуто німцями в Рурському університеті в Бохумі. Точність нової технології була настільки високою, що її придбали для банківської галузі і сфери обслуговування повітряних перевезень. [4]. Зокрема її використовував Deutsche Bank.

Запропоноване рішення виконувало ідентифікацію навіть при таких перешкодах видимості обличчя як вуса, борода, різні зачіски й окуляри [5]

У 2001 році Пол Віола і Майкл Джонс запропонували метод знаходження обличчя із використанням ознак Хаара. Вони створили першу систему, яка дозволяла динамічно знаходити обличчя на відео у реальному часі.

Дослідники використовували примітиви Хаара для визначення країв, ліній і діагоналей.

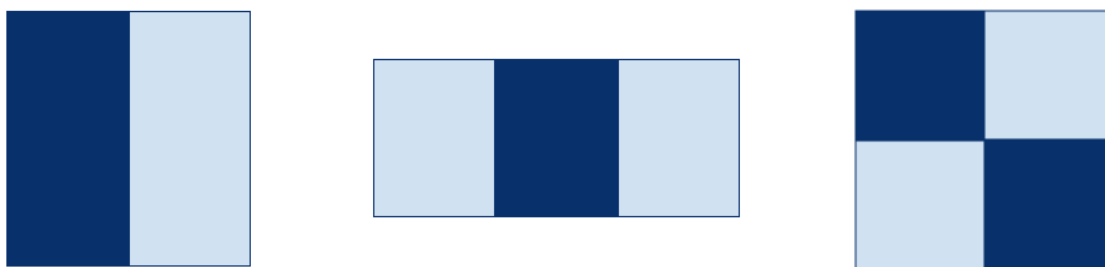


Рис 2.1 Примітиви Хаара

За допомогою цих примітивів можна визначити обличчя людини. Наприклад, регіон очей темніший аніж щік і носу, центральна ділянка носу світліша аніж ті, які збоку.

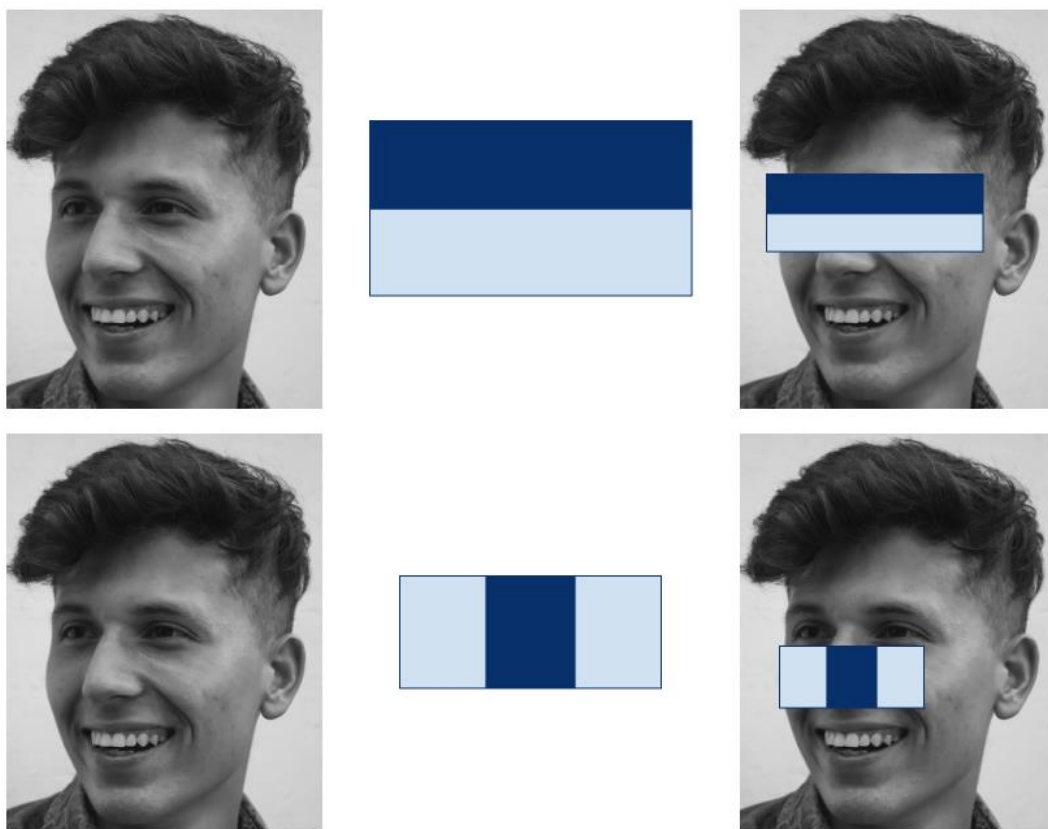


Рис 2.2 Приклади застосування примітивів Хаара

Алгоритм розглядає підвікна фотографії і намагається знайти обличчя, за допомогою того, що шукає специфічний набір характеристик(ліній, країв і

діагоналей) у кожному обраному прямокутнику. Оскільки зображення може містити декілька облич різного розміру, алгоритм проходить по всьому зображенню із різним розміром підвікна. Для того щоб пришвидшити роботу Пол Віола і Майкл Джонс застосували метод каскаду уваги, який дозволяв відсіяти надмірні перевірки і регіони, які точно не могли містити обличчя. Він полягав у тому, що при аналізі підвікна спершу перевірялася характеристика, яка важить найбільше. Якщо аналогічна характеристика не знайдена для обраного підвікна – алгоритм переходить до наступного без аналізу усіх інших характеристик. Інакше – аналогічно аналізується друга найважливіша характеристика і так далі. Якщо усі характеристики присутні у обраному підвікні, вважалося, що воно містить обличчя. Набір характеристик притаманний обличчю людини визначався за допомогою тренування моделі на промаркованих фотографіях.

У загальному, прості алгоритми з використанням основ лінійної алгебри вирішували деякі з проблем попередників: вони прибирали необхідність визначення дослідником набору характеристик, які ідентифікують обличчя і позбавляли маркування характеристик вручну. Проте, все ще нерозв'язаною залишалися проблема ідентифікації обличчя у нестандартному положенні або стані. Розміщення обличчя не по центру зображення, повернута голова, занадто яскраве чи тьмяне освітлення і багато інших факторів значно погіршували якість розпізнавання обличчя. Основна ціль майбутніх дослідників і до сьогодні – це зменшити вплив цих факторів на точність ідентифікації.

Поява великих датасетів облич

Точність програм для розпізнавання облич значно збільшилася з появою великих датасетів облич. До цього більшість дослідників були вимушені самостійно збирати і обробляти дані. Такі датасети зазвичай були невеликі, що спричиняло багато ускладнень на шляху розвитку технологій розпізнавання облич.

Перш за все результати отримані при тестуванні на невеликих даних з великою вірогідністю не відтворюються на більшій кількості даних, а отже не можуть бути узагальненими і не надають можливість зробити глобальний висновок. По друге, дослідникам було важко порівнювати свої роботи між собою, адже для об'єктивного порівняння потрібно було поставити свої програми у однакові умови, що було неможливо, тому що кожен мав свій окремий невеликий датасет, на якому робив тестування.

Після успішного впровадження кількох систем ідентифікації за обличчям, зацікавлення у розвитку цих технологій значно збільшилося. Таким чином у 1993 році Національний інститут стандартів і технологій (США) розпочав програму FERET. Метою цієї програми було створення стандартизованої бази, призначеної для розвитку технологій розпізнавання облич. Результатом роботи програми стало зібрання 14126 зображень облич 1199 людей.[6]

Наступним логічним кроком мало бути оцінка і порівняння поточних досягнень у сфері розпізнавання облич. Із цією ціллю на початку 2000-их Національний інститут стандартів і технологій заснував програму FVRT.

Із 2004 по 2006 рік американський уряд спонсорував змагання з розпізнавання облич Face Recognition Grand Challenge (FRGC). Головною метою FRGC було просування та розвиток технологій розпізнавання облич, для подальшого їх використання розпізнавання облич в уряді США. FRGC пропонував дослідникам вирішувати на той час сучасні і складні завдання. Для вирішення кожної окремої проблеми учасникам надавалися дані та визначений набір експериментів.

Усі вищенаведені події мали сильний вплив на розвиток технологій розпізнавання обличчя. В результаті, починаючи з 1993 до 2010 року, коефіцієнт помилок автоматичних систем розпізнавання облич зменшився у 272 рази.[7]

Згорткові нейронні мережі

Згорткова нейронна мережа— це тип нейронної мережі, яка призначена для обробки й аналізу візуальних даних, наприклад зображень. Згорткова нейронна

мережа була натхненно структурою та функціонуванням зорової кори головного мозку людини, яка відповідає за обробку візуальної інформації. Згорткова нейронна мережа складається з згорткових, агрегувальних і повноз'єднувальних шарів. Основна ідея згорткової нейронної мережі полягає в тому, щоб за допомогою операцій згортки і агрегування привести масив вхідних даних до набору числових характеристик.

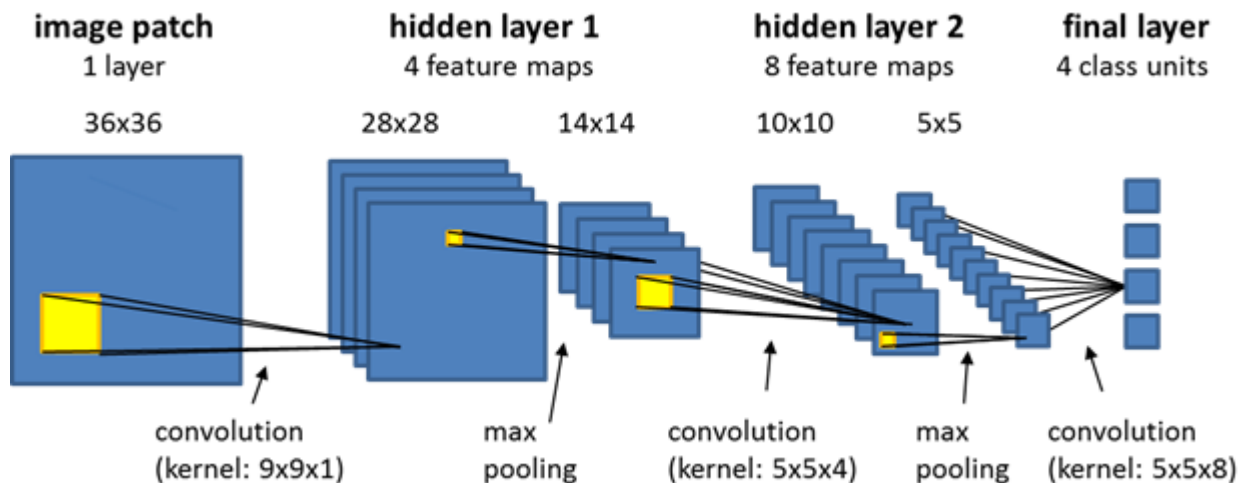


Рис 2.3 Ілюстрація процесу роботи згорткової нейронної мережі ([електронний ресурс](#))

На початку 2010-их група Джефрі Хінтона із університету Торонто, дослідники із Науково-дослідного інституту штучного інтелекту IDSIA у Швейцарії та декілька інших науковців зацікавилися застосуванням нейронних мереж у сфері розпізнавання об'єктів.

Уперше концепцію загорткової нейронної мережі було запропоновано ще у 1950-их. Проте на той момент людство не володіло ні достатньо потужними машинами, ані достатньо великими об'ємами даних, щоб натренувати таку мережу. Тому аж до початку наступного сторіччя ідея згорткових нейронних мереж була промаркована як невдала.

Прорив стався у 2012 році, коли група Джефрі Хінтона взяла участь у щорічних змаганнях ImageNet з розпізнавання зображень. Завдання конкурсу полягало у тому, щоб класифікувати кольорові зображення з високою роздільною здатністю на 1000 різних категорій після навчання на 1,4 мільйона зображень. На той час

це було доволі складне завдання. Результат минулорічних переможців у 74,3% точності був досягнутий із використанням класичних на той час підходів.

Для вирішення завдання конкурсу група Джефрі Хінтона використали згорткові мережі і змогли досягнути неймовірного на той час результату у 83,6% точності, чим спричинили хвилю зацікавленості науковців у згорткових мережах. Як наслідок, у 2015 році переможець конкурсу ImageNet зміг досягти 96,4% точності використовуючи згорткові нейронні мережі [8].

Застосування згорткових нейронних мереж забезпечило можливість ідентифікувати обличчя з високою точністю, проте все ще стояло питання якісного знаходження облич на зображенні і ідентифікації облич у реальному часі.

Регіональна згорткові нейронні мережі

Для того щоб ідентифікувати обличчя на зображенні, для початку потрібно знайти його розміщення. Перші згорткові нейронні мережі робили це застосовуючи «грубу силу». Програма проходила зображенням з обмежувальною рамкою безліч разів кожного разу змінюючи розмір рамки.

Регіони, які потрапляли до рамки мережа намагалась ідентифікувати і вказувала вірогідність належності до того чи іншого класу. У кінці програма залишала лише ті обмежувальні рамки, які мали найбільшу вірогідність.

Регіональна згорткова нейронна мережа була запропонована Росом Гіршиком у 2014. Щоб зменшити кількість регіонів, які потрібно класифікувати, Росс Гіршик запропонував метод, який використовує вибіркового пошук, щоб виділити лише 2000 регіонів із зображення. Він назвав їх регіонами-кандидатами.[9] Наведемо алгоритм вибіркового пошуку:

- 1) Створіть початкову підсегментацію за допомогою генерації безлічі регіонів-кандидатів. Використайте жадібний алгоритм для рекурсивного об'єднання подібних регіонів у більші за кольором, текстурою або яскравістю.
- 2) Обрахуйте вектор характеристик для кожного окремого регіону

3) Класифікуйте регіони

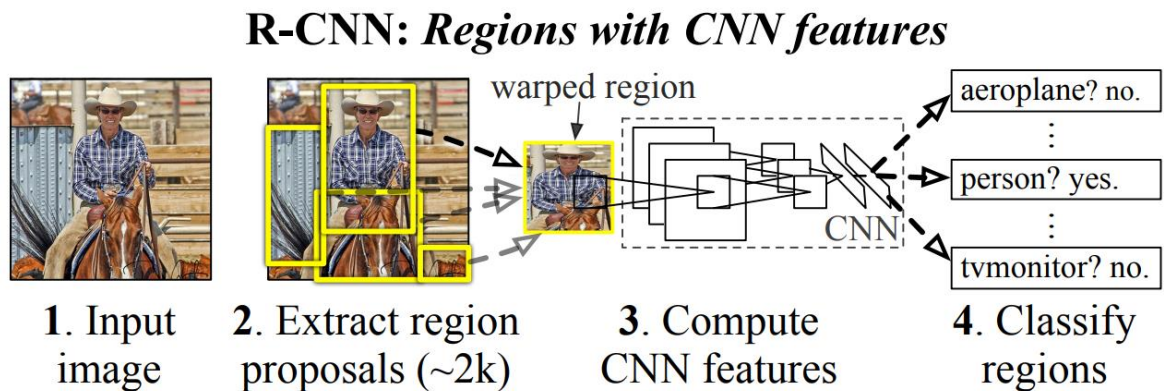


Рис 2.4 Ілюстрація процесу роботи регіональної згорткової нейронної мережі[9]

Регіональна згорткова мережа частково вирішила проблему із знаходженням об'єкту на зображенні, проте все ще залишалися такі проблеми:

- 1) Навчання мережі все ще займає величезну кількість часу, оскільки доведеться класифікувати 2000 регіонів-кандидатів для кожного зображення.
- 2) Класифікування неможливо виконати у реальному часі, оскільки для кожного тестового зображення потрібно близько 47 секунд.
- 3) Алгоритм вибіркового пошуку не був ідеальним і міг повертати погані регіони-кандидати.

Розвиток регіональних згорткових нейронних мереж

У 2015 році Росс Гіршик усунув деякі недоліки регіональної згорткової нейронної мережі, за допомогою того, що запропонував швидший алгоритм виявлення об'єктів. Нову мережу він назвав швидкою регіональною згортковою мережею.

Швидка регіональна згорткова мережа використовує подібний алгоритму виявлення об'єктів до своєї попередниці. Різниця полягає у тому, що замість того, щоб спочатку шукати регіони-кандидати і потім передавати їх до згорткової нейронної мережі, новий алгоритм спочатку передає вхідне

зображення до згорткової нейронної мережі, щоб створити згорткову мапу функцій. Далі, відпрацьовує алгоритм вибіркового пошуку на згортковій мапі функцій і робляться перші припущення щодо регіонів-кандидатів. Після цього відбувається уточнення обмежувальних рамок, формування вектору ознак і передбачення класу кожного окремого регіону-кандидату.

Швидка регіональна згорткова мережа працює швидше аніж регіональна згорткова мережа тому що, у новому підході операція згортки виконується тільки один раз для одного зображення, замість 2000 разі, як це було у попередньої версії мережі.

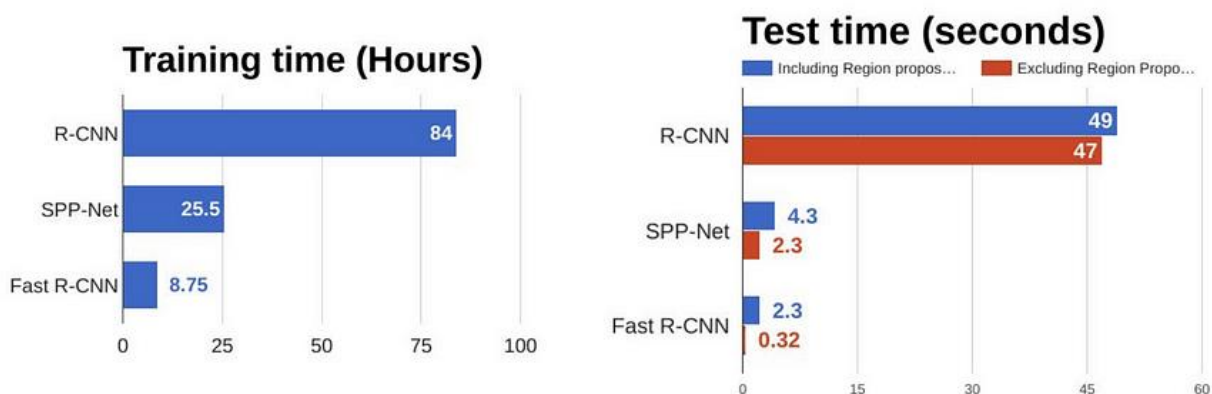


Рис 2.5 Порівняння регіональної згорткової нейронної мережі і швидкої регіональної нейронної мережі у швидкості навчання і тестування

([Електронний ресурс](#))

З наведених вище графіків можна зробити висновок, що швидка регіональна згорткова мережа значно швидше навчається і тренується порівняно з регіональною згортковою мережею.

Проте, швидкість тестування швидкої регіональна згорткова мережі з і без включення регіонів-кандидаті разюче відрізняється. Таким чином, визначення регіонів-кандидаті все ще залишається вузьким місцем в алгоритмі швидкої регіональної згорткової мережі.

Наступним кроком до пришвидшення роботи згорткової мережі стало заміна алгоритму вибіркового пошуку, який був занадто повільним і складним процесом, що значно впливав на продуктивність мереж.

У тому ж 2015 році Шаоцін Рен з командою розробили швидшу регіональну згорткову мережу. Так само як і швидка регіональна згорткова мережа, швидша згорткова мережа спочатку формує мапу згорткових функцій. Проте, потім, для визначення регіонів кандидатів, швидша регіональна мережа використовує додаткову мережу замість алгоритму вибіркового пошуку.[10]

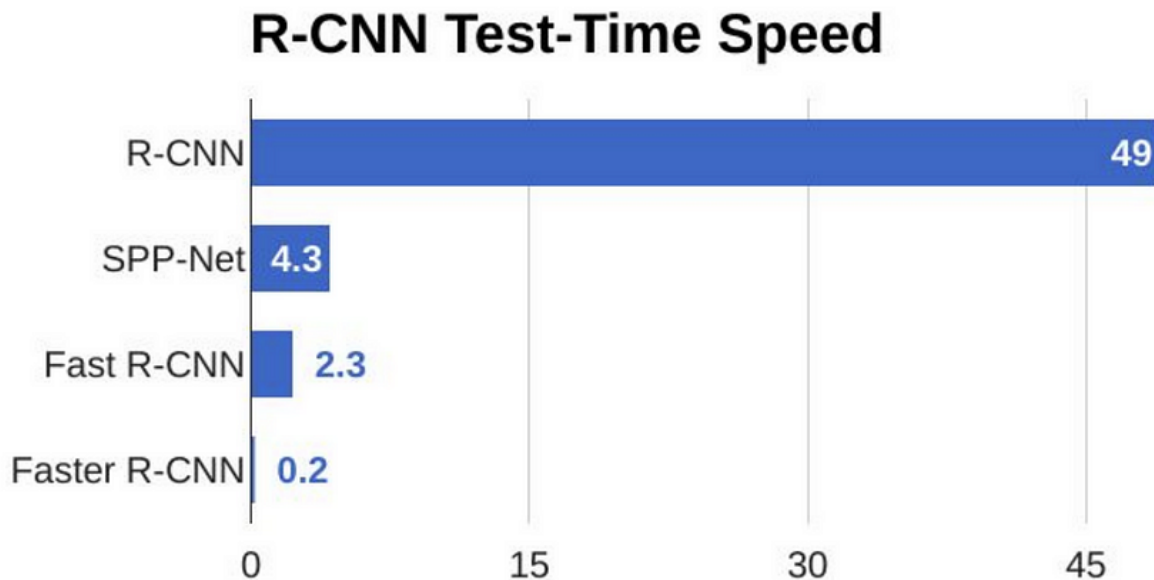


Рис 2.6 Порівняння швидкості тестування різних версій регіональної згорткової мережі ([Електронний ресурс](#))

З рисунку 1.6 графіку можна зробити висновок, що новий підхід працює значно швидше попередників і надає можливість ідентифікації об'єктів у реальному часі.

YOLO

YOLO (You Only Look Once) — це сімейство моделей комп'ютерного зору, яке набуло значної популярності після того, як Джозеф Редмон, Сантош Діввала, Росс Гіршик і Алі Фархаді представили нову архітектуру в 2016 році на CVPR, навіть вигравши нагороду OpenCV People Choice Awards.

YOLO використовує абсолютно новий підхід до знаходження і ідентифікації об'єктів на зображенні. Усі попередні алгоритми спочатку виявляли об'єкти на

зображені, використовуючи алгоритми знаходження регіонів, і тільки потім класифікували їх.

YOLO — це одноступінчастий детектор, який виконує як знаходження, так і класифікацію об'єктів за один прохід мережі.[11] Завдяки тому, що YOLO розглядає задачу виявлення об'єктів як одноразовий регресійний підхід для ідентифікації обмежувальних рамок, моделі YOLO значно швидші та менші за попередників. Це підвищує швидкість навчання та роботи, та полегшує розгортання систем.

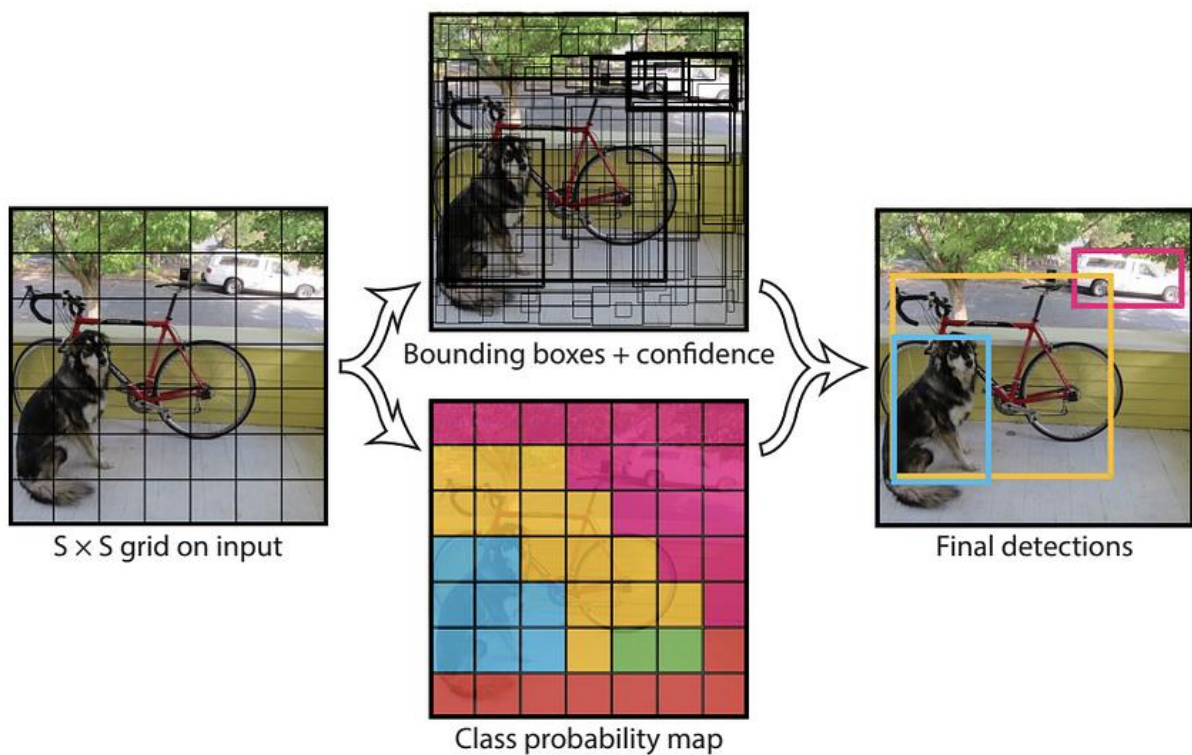


Рис 2.7 Ілюстрація процесу роботи YOLO[11]

Принцип роботи YOLO полягає в тому, що ми беремо зображення та розбиваємо його на сітку $S \times S$, у межах кожної клітинки сітки ми створюємо m обмежувальних рамок. Для кожної обмежувальної рамки мережа виводить значення ймовірності належності до певного класу. Обмежувальні рамки, ймовірність класу яких перевищує порогове значення, вибираються. Рамки, які було класифіковано одним класом об'єднуються і утворюють фінальну обмежувальну рамку об'єкта.

YOLO на порядки швидший за попередні підходи. Проте, YOLO може мати труднощі у виявленні дрібних об'єктів, таких як наприклад зграя птахів.

У 2017 році було випущено YOLOv2. Модель заслужила почесну згадку на CVPR 2017. Друга версія YOLO вносила низку ітераційних покращень, включаючи імплементацію BatchNorm і підтримку вищої роздільної здатності зображень.

У 2018 році світ побачив YOLOv3. Архітектура YOLOv3 побудована на основі попередніх моделей з такими покращеннями як:

- 1) Передбачення оцінки об'єктності для кожної обмежувальної рамки з використанням логістичної регресії.
 - 2) Можливість здійснення прогнозів на трьох рівнях деталізації, що покращило продуктивність мережі при роботі з об'єктами малого розміру.
- [12]

У квітні 2020 року Олексієм Бочковським з командою була випущена YOLOv4, яка стала першою моделлю в «сімействі YOLO», автором якої не є Джозеф Редмон. YOLOv4 представив такі вдосконалення, як покращене агрегування функцій і впровадження набору технологій і підходів відомий як "bag of freebies".

У червні 2020 року Гленн Джочер випустив YOLOv5, яка стала першою моделлю із сімейства, яка використовує PyTorch замість Darknet. Таким чином для використання YOLOv5, потрібно встановити лише torch і декілька легких бібліотек python.

У серпні 2020 року була випущена PP-YOLO, яка має кращі показники продуктивності на датасеті COCO ніж YOLOv4.

У листопаді 2020 року Чіен-Яо Ваном, Олексієм Бочковським і Хонг-Юанем Марком Ляо була випущена Scaled YOLOv4. Модель використовує переваги мережі Cross Stage Partial для того щоб збільшити розмір мережі, при цьому зберігши точність і швидкість YOLOv4.

У квітні 2021 року виходить PP-YOLOv2, яка трохи покращує показники PP-YOLO.

У червні 2022 року була випущена YOLOv6, яка повертається до першої версії YOLO, вносячи зміни до архітектури та процесу навчання.

У липень 2022 року Чіен-Яо Ван, Олексій Бочковський і Хун-Юань Марк Ляо випустили YOLOv7. Одним з головних удосконалень моделі є «anchor boxes». «Anchor boxes». – це набір попередньо визначених блоків із різними співвідношеннями сторін, які використовуються для виявлення об’єктів різної форми. YOLOv7 використовує дев’ять «anchor boxes», що дозволяє за рахунок ширшого діапазону форм і розмірів об’єктів виявляти більше об’єктів порівняно з попередніми версіями, таким чином допомагаючи зменшити кількість помилкових спрацьовувань моделі.

У січні 2023 року Ultralytics випускають YOLOv8, яка вносить численні архітектурні зміни та вдосконалення у YOLOv5.

Також наведемо порівняння швидкості і розміру моделей YOLO від 5 до 8.

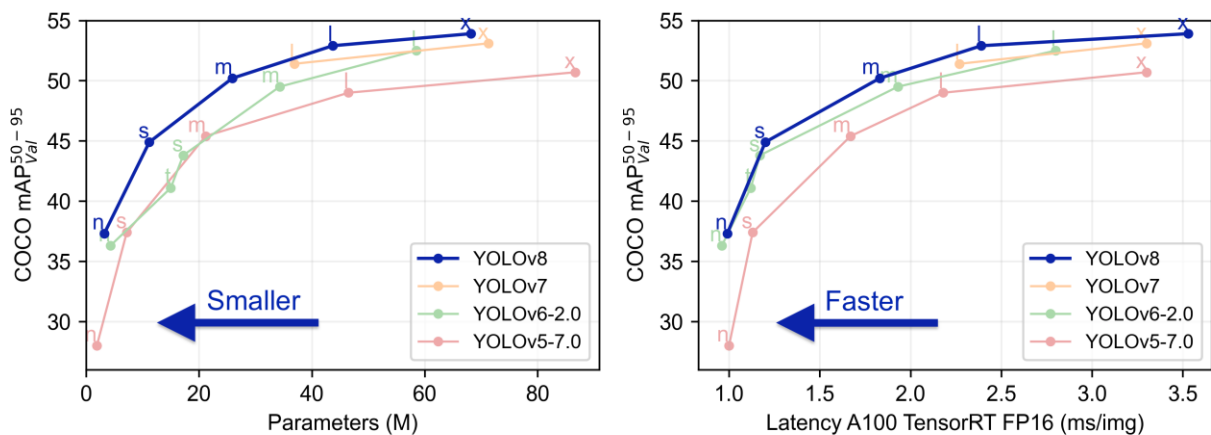


Рис 1.1 Порівняння швидкості і розміру моделей YOLO від 5 до 8 ([Електронний ресурс](#))

2.2 Сучасні виклики у сфері розпізнавання облич

Станом на 2023 рік вдалося досягнути гарних результатів у сфері розпізнавання облич. Більшість сучасних алгоритмів розпізнавання облич людини мають точність вищу за 99%.

Проте, все ще є ряд факторів, які погіршують якість ідентифікації за обличчям. В цьому розділі будуть перелічені основні з них, а також вказано яким чином дослідники борються з цими факторами.

Дивний вирази обличчя на зображенні

Зображення з дивним виразом обличчя можуть бути не присутні або ледь присутні у датасеті, на якому тренувалася модель, що може призвести до того, що таке обличчя буде розпізнане неправильно.

Очевидним шляхом подолання цієї проблеми є додання до датасету фотографій з різними виразами облич, проте така опція не завжди може бути доступною.

Наведемо декілька інших способів, які не вимагають додаткового збору даних:

1) Використання методів аугментації даних

За допомогою методів аугментації можна згенерувати подібні зображення на основі вже наявних у датасеті. Так, застосовуючи такі трансформації, як деформація, розтягування або зжимання зображення, можна отримати додаткові навчальні зразки, які будуть ближчими до дивного виразу обличчя.

2) 3D моделювання обличчя

На сьогодні, дослідники часто використовують штучні дані для тренування своїх моделей, коли не мають достатньо даних з реального світу. Моделі можуть навчатися на суміші реальних і штучно згенерованих даних, або навіть тільки на штучних.

Таким чином додання фотографій 3D модельованих облич може допомогти значно покращити різноманітність датасету.

Оклюдія обличчя

За оклюзії, частина обличчя може стати невидимою, що ускладнює його розпізнавання. Так, під час пандемії дослідники зіштовхнулися зі складністю розпізнавання облич людей, які мали медичні маски на обличчі.

Наведемо декілька способів, які можна підвищити точність ідентифікацію облич за оклюзіями:

1) Використання методів аугментації даних

На основі наявного датасету згенерувати нові приклади з накладеними поверх оклюзіями. Так наприклад з масками, можна поверх обличчя людини додавати різні маски.

2) 3D моделювання обличчя

Як і з попередньою проблемою, генерування штучних даних з потрібними оклюзіями допоможе натренувати модель краще з ними справлятися.

3) Ідентифікація за окремими рисами обличчя

У прикладі з ідентифікацією облич на які вдягнені медичні маски, надання більшої ваги видимим рисам обличчя, таким як очі, брови, лінія росту волосся і тд., може стати гарним вирішенням проблеми.

4) Зберігання більшої кількості даних про кожний навчальний зразок

Деякі з оклюзіями можуть бути виявлені за допомогою таких даних, як наприклад: карта глибини зображення(масив з відстанями від камери до кожного пікселя), або значення на тепловому зображенні.

Освітлення

Надто яскраве або тьмяне освітлення можуть стати на заваді розпізнавання облич. Наведемо техніки за допомогою яких дослідники вирішують дану проблему:

1) Використання методів аугментації даних

На основі наявного датасету згенерувати нові приклади зі штучно зміненою яскравістю і типом освітлення.

2) Нормалізація зображення

Нормалізація зображення включає у себе нормалізацію яскравості, контрасті і балансу кольорів. Таким чином можливо зменшити вплив змін освітлення і зробити риси обличчя більш помітними, що підвищити точність розпізнавання.

3) Датасет з інфрачервоними або тепловими зображеннями

На такі види фотографій менше впливають умови навколишнього освітлення, зокрема освітлення.

4) Корекція зображення

До ідентифікації вхідне зображення може пройти декілька етапів обробки, які покращать видимість рис обличчя. Серед таких етапів може бути: усунення шумів, підвищення контрастності, адаптивна фільтрація та інші.

Мала роздільна здатність зображення

При малій роздільній здатності на фотографії можуть бути відсутні важливі ознаки обличчя. Наведемо кілька підходів до вирішення цієї проблеми:

1) Використання методів аугментації даних

Зменшивши роздільну здатність зображень у тренувальному датасеті, можна навчити модель краще ідентифікувати малі зображення. Проте, такий підхід не оптимальний, адже при зменшенні роздільної здатності, зображення втрачає велику кількість характеристик, що призводить до погіршення точності ідентифікації.

2) Методи підвищення дискретизації

Такі методи використовують алгоритми обробки зображень, наприклад інтерполяцію, для створення версій зображень з вищою роздільною здатністю.

Орієнтація обличчя

Обличчя може бути розміщене під кутом або повернуте. Якщо модель не натренована розпізнавати обличчя в різних положеннях, вона буде менш точно працювати для повернутих або розміщених під кутом облич.

Дану проблему можливо легко усунути за допомогою застосування методів аугментації даних, а саме створенню нових навчальних прикладів на основі наявних, шляхом повороту і кадрування зображень.

2.3 Сфери застосування технології розпізнавання облич

В наш час технології розпізнавання облич набули широкого використання. В цьому розділі буде наведено приклади сфер у яких використовують технології розпізнавання облич та коротке пояснення у який саме спосіб їх застосовують.

1) Соціальні мережі

Технології розпізнавання облич широко використовується компаніями соціальних мереж і розробниками додатків.

Ще в 2010 році Facebook почав впроваджувати функцію розпізнавання облич, яка допомагала користувачам ідентифікувати людей на зображеннях, які були завантажені до Facebook. Ця функція миттєво викликала суперечки в ЗМІ, викликавши низку статей про порушення конфіденційності компанією.

Snapchat вдалося досягти значного успіху саме завдяки використанню технології розпізнавання облич для підвищення соціальної активності користувачів. А саме, Snapchat надає можливість користувачам додавати різноманітні фільтри, які змінювали їх риси обличчя або додавали додаткові атрибути (вуса, капелюхи, вуха тощо).

2) Системи контролю доступу:

Технології розпізнавання облич широко використовується в системах безпеки. За їх допомогою відбувається ідентифікація особи, що надає можливість далі перевірити рівень доступу особи.

Велика кількість людей щоденно стикалися з ідентифікацією за обличчям під час прикордонного контролю в більшості міжнародних аеропортів, які мають ePassport Gates.

Принцип роботи ePassport Gates полягає у тому, щоб зіставити біометричні дані, фотографію з паспорту і фотографію людини, зняту у момент проходження контролю. Це забезпечує швидкий і плавний перехід через паспортний контроль, заощаджуючи тисячі годин ручної обробки працівникам.

3) Правоохоронні органи

Правоохоронні органи використовують технології розпізнавання облич для пошуку й ідентифікації підозрюваних або зниклих безвісти шляхом порівняння зображень облич із обличчями присутніми у базах даних. Камери розміщені на прикордонному контролі, аеропортах, транспортних вузлах, стадіонах, концерт-залах, вулицях та інших ключових місцях допомагають відстежити шлях і місцезнаходження людини, яка знаходиться у розшуку.

4) Біометрія

Технології розпізнавання облич використовується в біометричних системах для ідентифікації людини, уможливаючи таким чином, наприклад, розблокування смартфона, за фотографією.

Так, 2 вересня 2017 року Apple випустила iPhone X — перший смартфон, який користувачі могли розблокувати за допомогою FaceID.

5) Реклама і маркетинг

Технології розпізнавання обличчя використовується в рекламі та маркетингу в цілях аналізу аудиторії і налаштуванням реклами під окремі групи.

Гарним прикладом застосування технологій розпізнавання облич є філіппінський стартап AdMov, у рамках якого у таксі було встановлено планшети з увімкненою технологією розпізнавання облич. Планшети підбирали рекламний ролик відповідно до зовнішнього вигляду і настрою людини. Крім того, AdMov відстежував рухи очних яблук пасажирів, для того, щоб зрозуміти в який момент пасажир втрачав зацікавленість у рекламі, аби надати можливість програмі динамічно змінити маркетингову стратегію до цього конкретного користувача.

У Південній Африці кавова компанія Douwe Egberts провела чудову рекламну кампанію для кавоварки в міжнародному аеропорту в Тамбо.

Використовуючи технологію розпізнавання обличчя, вони запрограмували машину видавати безкоштовну чашку кави кожного разу, коли хтось йшов, позіхаючи.

6) Медицина

Ідентифікація пацієнта за фотографією надає можливість виконувати моніторинг його стану, виявляти захворювання і відстежувати прогрес лікування.

7) Освіта

За допомогою технологій розпізнавання облич можна відстежувати відвідуваність і залученість кожного окремого учня або студента. Крім того ідентифікація студента або учня за фотографією надає можливість персоналізувати їх навчальний досвід.

Наприклад у 2018 році школи в австралійському штаті Вікторія випробовували використання розпізнавання облич для стеження за місцем знаходження учнів. Таким чином планувалося економити час вчителів на оцінці відвідуваності. Реалізацією цієї системи займалися LoopLearn.[13]

8) Фермерство

Ідентифікація тварини з фотографією надає широкий спектр можливостей для покращення у фермерстві. Наприклад, використання технологій розпізнавання обличчя дозволяє розробити систему дистанційного управління харчуванням тварин або відслідкування руху тварини.

9) Фотографія

Найсучасніші цифрові камери використовують технології розпізнавання облич для автофокусування.

2.4 Висновки

У розділі проаналізовано технології розпізнавання облич, розглянуто історичний шлях розвитку технологій і поточні проблеми на кожному з етапів, описано сучасні проблеми і методи, які дослідники застосовують для їх подолання, наведено приклади застосування розпізнавання облич у різних сферах.

3 Технології розпізнавання облич у фермерстві

У цьому розділі буде детальніше розглянуто застосування технологій розпізнавання у фермерстві, порівняємо ідентифікацію тварин за обличчям із іншими типами ідентифікації, які зараз використовуються на фермах, і оглянуто роботи дослідників на тему ідентифікації за обличчям свиней на фермі.

3.1 Можливі застосування технологій розпізнавання облич у фермерстві

У цьому підрозділі будуть описані деякі з можливих застосування технологій розпізнавання обличчя у фермерстві.

Контроль раціону тварини

Частою ознакою хвороби є зміна харчової поведінки тварини. На невеликому господарстві (<10 тварин) людина може виконувати це завдання самотужки, але коли кількість тварин збільшується, вслідкувати за всіма стає майже неможливо.

Гарним рішенням є автоматизація цього процесу. Для цього потрібно розробити програму, яка буде записувати час і ідентифікатор тварини яка споживала їжу/воду у журнал і на запит повертати інформацію про раціон тієї чи іншої тварини, або формувала загальний звіт про харчування всіх тварин.

Технології розпізнавання облич у такому застосунку будуть виконувати функцію ідентифікації тварини за відео у реальному часі.

Знаходження даних тварини

Чим більше господарство, тим складніше людині ідентифікувати кожную окрему тварину. Зараз для ідентифікації використовують чіпи, але така система має свої мінуси. Чіпи мають обмеження у радіусі зчитання а також створюють дискомфорт тварині. За допомогою технологій розпізнавання облич можна ідентифікувати тварину за фотографією або відео віддалено і у реальному часі.

Дистанційне управління годуванням тварини

На разі годування тварин на фермах відбувається вручну людьми, або годівниці заповнюються кормом за графіком.

Застосування технологій розпізнавання облич дозволить заповнювати годівницю їжею тоді, коли тварина до неї наближається і саме тією кількістю і типом їжі, які призначені цій тварині.

Відслідковування місцезнаходження і маршруту тварини

Відслідковування місцезнаходження і маршруту тварини може допомогти в таких ситуаціях:

1) Випадкове потрапляння тварини до іншого стада

Наприклад, при випасі корів, одна з них може загубитися і прибитися до чужого стада. В такому разі, якщо на фермі встановлена система ідентифікації корів, такі помилку дуже швидко помітять і виправлять.

2) Захворювання тварин через тип їжі

В такому випадку в нагоді стане відслідкування шляху тварини, адже так можна дізнатися, що саме робила і їла тварина за день, зробити висновки і запобігти захворюванню усіх інших тварин.

3.2 Порівняння з іншими способами ідентифікації

На сучасних фермах на 2023 рік поширені різні способи ідентифікації, такі як: мікрочіпування, RFID (радіочастотна ідентифікація), татуювання, маркування гарячим залізом і тд.

Усі ці методи вимагають приєднання або нанесення маркеру на тварину, серйозно шкодять організму тварини і негативно впливають на її добробут. До прикладу, використанні традиційних вушних ярликів може спричинити інфікування тварини. Також, будь-яке з «контактних» маркувань – це дорога і трудомістка процедура.

Спочатку обговоримо недоліки підходів, до ідентифікації тварин за допомогою нанесення маркування на їх тіла, будь яким з способів.

Такі способи маркування можуть бути недовговічними і з часом втрачати свою чітку читабельність. Крім того, вони передбачають знання системи маркування кожним фермером, що теж не зручно. Проте, найбільшими проблемами маркувань такого типу є те, що воно не дозволяє ідентифікувати тварину на відстані і все одно потребує людини для кожної ідентифікації. Отже єдина проблема, яку вирішує «контактне» маркування – це впізнання людиною кожної окремої тварини.

Тепер розглянемо підходи із використанням мікрочіпування і RFID. Такі підходи надають можливість дистанційної ідентифікації тварин, проте радіус цієї ідентифікації все ще залишається сильно обмеженим. Навіть пристрої зчитування дальньої дії вказують максимальну відстань у 120 см.

Ще однією проблемою RFID є те, що металеві предмети та електроніка, присутні на фермах, можуть викликати проблеми з зчитуванням чіпів.

Дослідники виявили, що навіть з 2 чіпами на одну тварину ідентифікація тварин на близькій відстані має точність лише у 88,6%. [14]

Окрім того, імплантація чіпів RFID або мікрочіпів – це надзвичайно дорога операція для великих фермерств, адже для кожної тварини потрібно придбати окремий чіп.

На противагу наведеним способам ідентифікації тварин, ідентифікація за допомогою розпізнавання облич тварин на зображенні має низку переваг:

- 1) Не вимагає пошкодження тварини
- 2) Має більшу дальність ідентифікації
- 3) Має вищу точність ідентифікації
- 4) Не вимагає знання систем маркування людиною
- 5) Вимагає менше людського втручання для підтримання

3.3 Огляд робіт на тему розпізнання свиней за обличчям

Було прийняте рішення сфокусуватися на розборі робіт про розпізнання облич саме свиней, тому що у практичній частині буде розроблено застосунок ідентифікації тварин на прикладі свиней.

У деяких з оглянутих робіт датасет для тренування моделі ідентифікації свиней формувався або вручну, або одразу збирався у придатному для навчання форматі [15].

У «An adaptive pig face recognition approach using Convolutional Neural Networks» 2020 року, було запропоновано ідею автоматичного формування датасету. Автори пропонують знаходити обличчя свині на зображенні, за допомогою моделі знаходження очей за ознаками Хаара. У результаті дослідникам вдалося досягнути 83% точності на 320 тестових прикладах зібраних для 10 свиней.[16]

У «Pig face recognition based on improved YOLOv4 lightweight neural network» дослідники задалися питанням зробити модель не тільки ефективною, але і швидкою. Для цього вони замінили оригінальну базову мережу YOLOv4 на швидшу і популярну на той час MobileNet-v3. Завдяки цьому вдалося досягнути точності у 98.15% при швидкості обробки 106.3 кадри за секунду.[17]

3.4 Висновки

У розділі наведено приклади застосування технології розпізнавання облич у фермерстві, визначено список причин чому ідентифікація за обличчям може бути кращою ніж за допомогою «контактного» маркування, а також оглянуто роботи попередніх дослідників на тему розпізнавання облич свиней.

4 Розробка застосунку розпізнавання облич тварин з використанням штучного інтелекту

В цьому розділі буде описано усі деталі розробки застосунку розпізнавання облич тварин з використанням штучного інтелекту включно з ідеєю, архітектурою, стеком технологій, джерелами даних і труднощами, які виникали у процесі.

4.1 Ідея застосунку

Спростити упровадження ідентифікації тварин за обличчям для невеликих фермерств, а саме: надати можливість натренувати модель для ідентифікації тварин без будь-яких попередніх знань із програмування або ж машинного навчання. Усе, що потрібно зробити фермерам – це зняти короткі відеокожної тварини окремо(по 1 хвилині) і завантажити до програми.

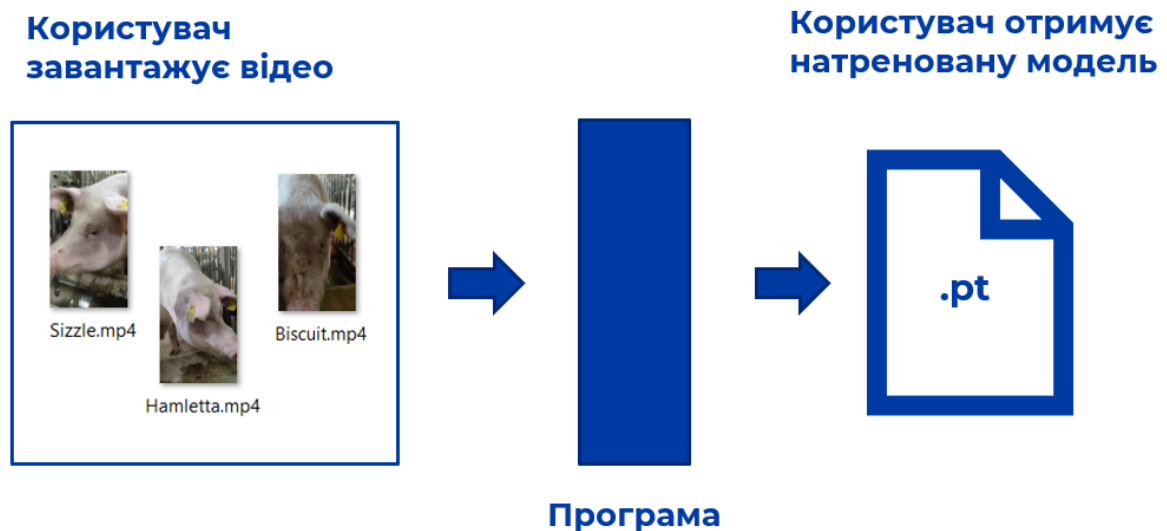


Рис 4.1 Ілюстрація ідеї застосунку

Як показало вивчення робіт попередніх дослідників, ідентифікація за обличчям працює значно точніше аніж за допомогою чіпування для невеликих фермерств. Проте, не кожне невелике фермерство може найняти програміста для розробки системи ідентифікації тварин за обличчям. Саме в цьому випадку розроблений застосунок стане неймовірно корисним.

4.2 Стек технологій

У цьому підрозділі буде описано стек технологій, який було використано для реалізації застосунку і пояснено причину їх використання.

Як мову програмування було обрано Python, тому що він зручний для написання програм з використанням штучного інтелекту, завдяки тому, що має велику кількість зручних бібліотек.

Як модель була обрана YOLOv8. Сімейство моделей YOLO, на 2023 рік вважається найкращими вибором для вирішення проблеми ідентифікації і класифікації об'єктів, зокрема облич. Деякі з дослідників вже використовували YOLO для ідентифікації облич тварин, проте значно старіші версії. Саме тому було цікаво порівняти їх результати, з результатами, які будуть досягнуті на найновіший станом на 2023 рік версії YOLO.

Для порівняння фотографій на подібність було використано SSIM.

SSIM(structural similarity index measure) – це метрика для вимірювання подібності між двома зображеннями. У більшості розглянутих робіт з ідентифікації облич тварин дослідники використовують SSIM, тому що він враховує варіацію, коваріацію і середнє значення пікселів.

Для побудови графічного інтерфейсу було використано бібліотеку `customtkinter`. Вона надає можливість створювати користувацькі інтерфейси так само швидко і просто як `tkinter`, але вже з попередньо визначеними стилями, які виглядають доволі сучасно.

4.3 Збір даних

Дані для тренування моделі для знаходження облич свиней на зображенні були отримані з 5 датасетів доступних у відкритому доступі на Roboflow. Сумарна кількість прикладів становила 7115, з яких 4985(70%) були тренувальними і по 1065(15%) тестувальних і валідаційних. Перелік посилань на датасети можна знайти у додатку А.

10 відео свиней по 1 хвилині кожне були надані фермерством з Данії, для тестування роботи застосунку.

4.4 Підхід до реалізації

Вхідними даними до програми є відео тварин. Умовно процес роботи застосунку можна поділити на 2 етапи: формування датасету із завантажених відео і навчання моделі на сформованих даних.



Рис 4.2 Ілюстрація підходу до реалізації застосунку

Далі розглянемо кожен етап детальніше.

Створення датасету

У цьому підрозділі буде описано процес створення датасету, який можна поділити на такі кроки:

- 1) Витягнення фреймів з відео

На цьому етапі відео розбивається на окремі фрейми.

- 2) Вилучення занадто подібних зображень за допомогою SSIM

На цьому етапі прибираються зображення, SSIM яких вищий за 0.5 (коефіцієнт було визначено емпірично).

Цей крок необхідний, адже інакше до датасету потрапляли б майже ідентичні зображення обличчя свині, що призвело б до перетренування моделі.

- 3) Виділення обличчя на зображенні

Для того щоб максимально автоматизувати процес створення моделі ідентифікації тварин, дані для її тренування мають формуватися також без

втручання людини. Для цих цілей було прийняте рішення натренувати власну модель знаходження облич свині на зображені, яку потім застосовувати до фреймів відео.

- 4) Розбиття отриманих даних на тренувальну, тестову і валідаційну частини. Було обрано залишити 70% фотографії для тренування і по 15% для тестування і валідації.

Навчання моделі

Навчання моделі відбувається протягом 100 епох і може бути зупинене користувачем у будь-який момент. На тестових даних модель вийшла до найкращого показнику точності за перші 10 епох. Проте, на більшій кількості даних, вірогідно, знадобиться більше часу для навчання.

Модель починає тренуватися на основі попередньо натренованих на ImageNet моделі для класифікації – yolov8n-cls.pt.

4.5 Функції застосунку

У цьому підрозділі буде описано основні функції, які надає застосунок:

- 1) Створення моделі ідентифікації тварин за обличчям
Модель створюється за набором відео, які користувач завантажує до застосунку. Наявна можливість видалити відео з переліку відео, на яких буде тренуватися модель. Окрім того, можна задати ім'я моделі.
- 2) Збереження попередніх моделей ідентифікації тварин за обличчям
Всі згенеровані моделі ідентифікації тварин за обличчям зберігаються локально і можуть бути завантажені, або переглянуті користувачем у застосунку.
- 3) Видалення моделей ідентифікації тварин за обличчям
- 4) Перегляд характеристик моделей ідентифікації тварин за обличчям
У застосунку можна переглянути ключові характеристики кожної моделі, у тому числі confusion matrix і точності

4.6 Графічний інтерфейс

У цьому підрозділі буде продемонстровано графічний інтерфейс застосунку. На рисунку 3.3 зображено головне вікно застосунку, де можна переглянути наявні моделі та їх основні характеристики, завантажити і видалити моделі.

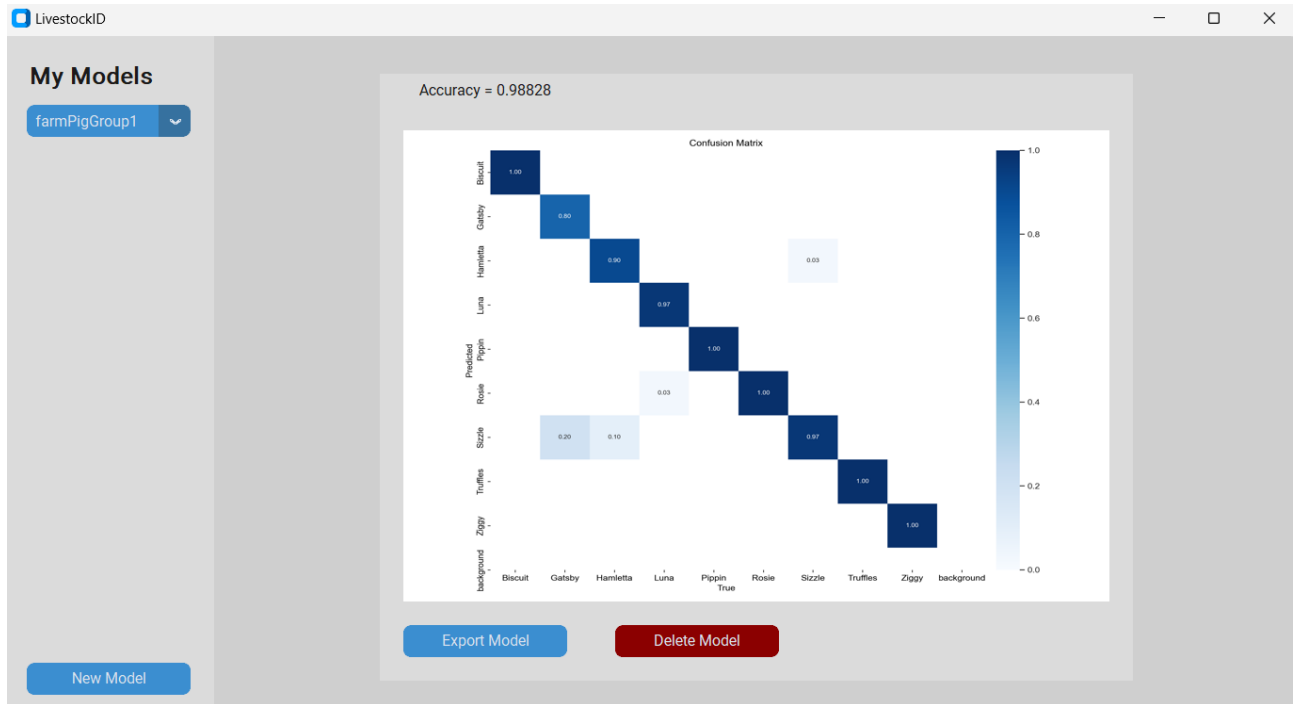


Рис 4.3 головне вікно програми

На рисунку 3.4 зображено вікно створення нової моделі. Там користувач може завантажити і видалити відео для тренування моделі ідентифікації свиней, а також дати назву майбутній моделі ідентифікації.

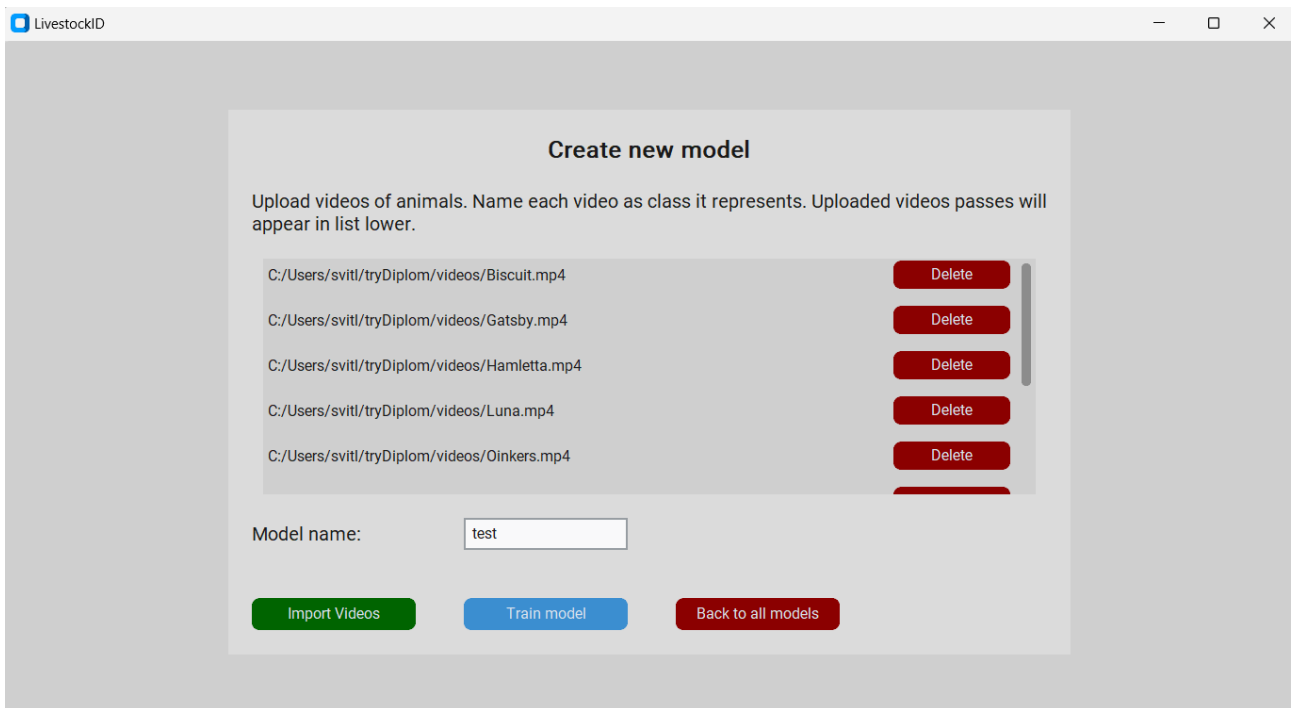


Рис 4.4 вікно створення нової моделі

4.7 Результати

Було досягнуто таких результатів:

- 1) Розроблено застосунок, який надає можливість за короткими відео натренувати модель ідентифікації свиней.
- 2) На тестових даних(10 відео свиней по хвилині кожне) була отримана точність у 95%.

Наведемо confusion matrix:

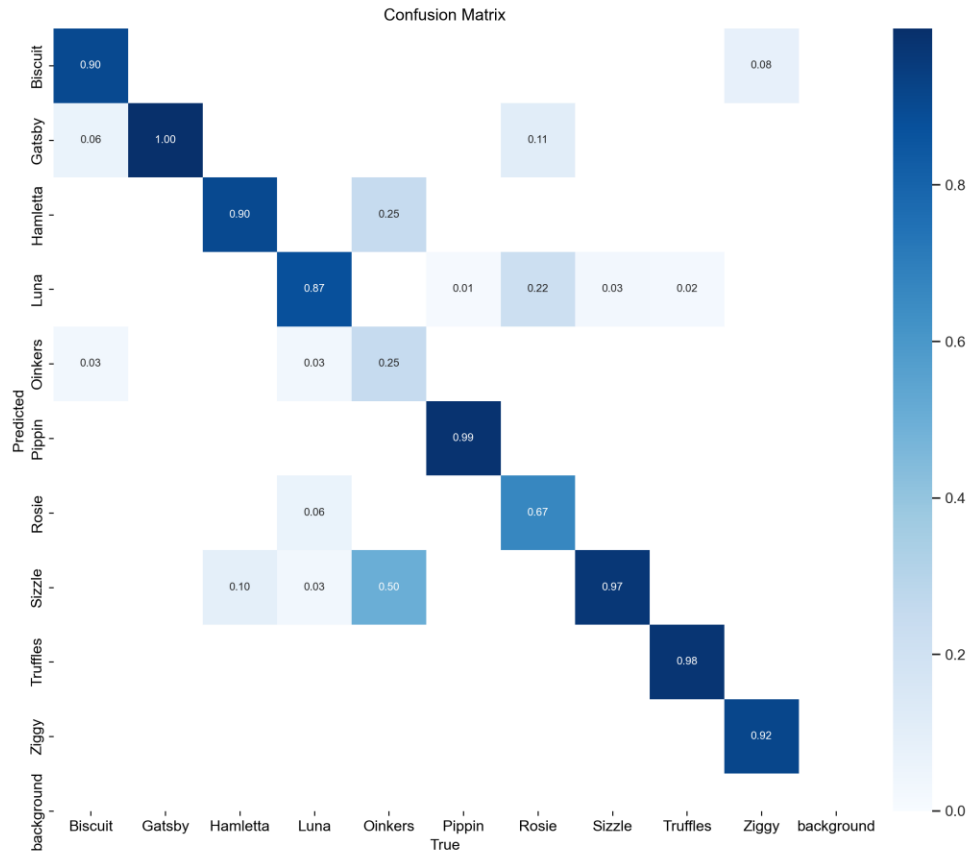


Рис 4.5 confusion matrix для 10 свиней

З цієї матриці видно, що модель найгірше справляється з ідентифікацією свині з кличкою Oinkers. Для цієї свині було сформовано усього 25 прикладів, що і стало причиною поганої ідентифікації. Ця кількість є найменшою для усіх свиней.

Вилучивши цю свиню із тестового набору відео, була отримана модель із точністю 98.8% і confusion matrix:

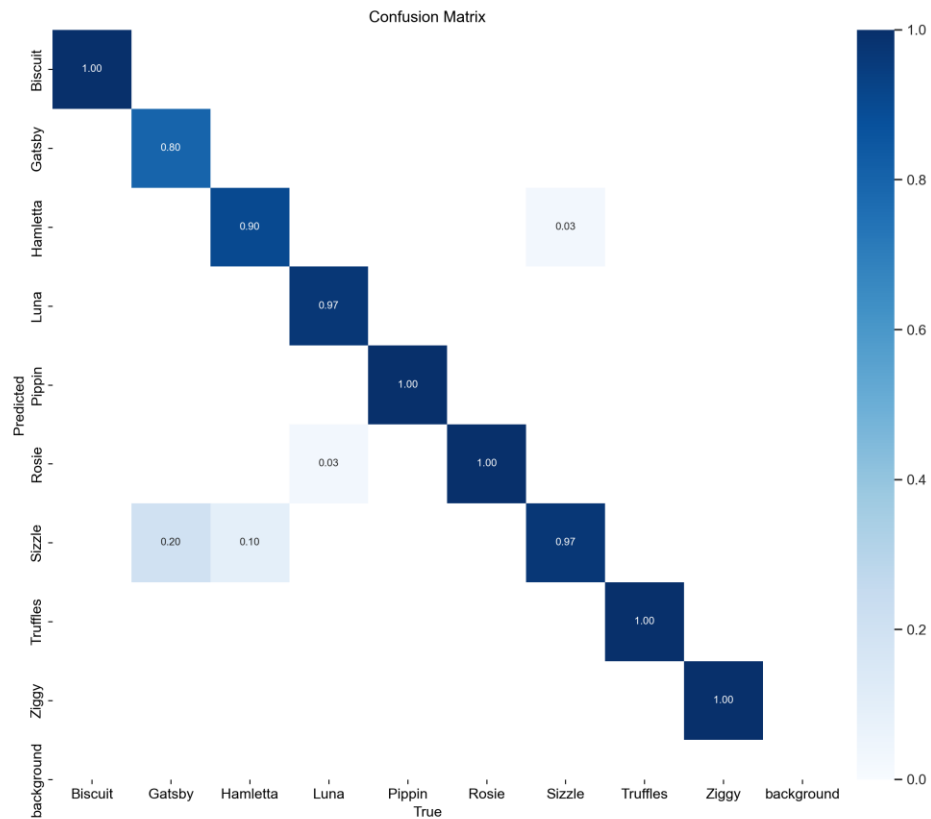


Рис 4.6 confusion matrix для 9 свиней

Як видно з рисунку 4.6, модель ідентифікує свиней майже ідеально.

Із порівняння цих двох результатів можна зробити висновок, що підвищення кількості прикладів для кожної свині, підвищить точність роботи моделі.

- 3) Натреновано модель знаходження облич свиней на фотографії з box value loss 0.62 і class value loss 0.33.

Отриманий результат не є ідеальним і значно впливає на якість моделі ідентифікації свиней. Про можливі кроки її покращення буде йтися у наступному підрозділі.

4.8 Можливості покращення застосунку

Поточний застосунок непогано справляється з ідентифікацією свиней для невеликих фермерств, проте його можна значно розширити і покращити у майбутньому.

У цьому підрозділі буде описано декілька шляхів розвитку застосунку і які додаткові ресурси для цього знадобляться.

Покращення точності моделей, які генеруються

На разі, ми виділяємо посередню якість роботи моделі знаходження облич свиной на зображенні, як основну причину, яка погіршує точність результуючої моделі для ідентифікації. Так, для тестових даних, деякі зі свиной отримували занадто малу кількість прикладів, щоб навчити модель якісно їх розпізнавати.

На наш погляд причина посередніх результатів моделі знаходження обличчя свині на зображенні полягає у тому, що модель натренована на недостатньо великому і різноманітному датасеті. До прикладу, у датасеті майже не представлено зображень з занадто яскравим або тьмяним освітленням, що призвело до того, що з відео, в якому свиня була знята з нестандартним освітленням вдалося отримати тільки 25 зображення.

Для покращення точності моделі знаходження облич свиной на зображенні потрібно зібрати додаткові фотографії свиной в різних умовах і/або використати техніки аугментації тренувальних прикладів, для їх урізноманітнення.

Масштабування застосунку для середніх і великих фермерств

Через складність отримання відео для з свинями, на разі вдалося протестувати роботу застосунку тільки для 10 свиной. Проте, було б цікаво подивитися на результати для значно більших фермерств.

На нашу думку це можливо досягнути лише співпрацюючи з фермерством, яке буде надавати відео тварин.

Масштабування застосунку для нових видів тварин

На разі застосунок працює тільки для свиной, проте ми вважаємо, що такий застосунок стане корисним і для інших свійських тварин, таких як корови, кози і тд.

Для демонстрації були обрані саме свині, тому що для них вдалося знайти достатню кількість промаркованих зображень для тренування моделі

знаходження облич свиной на фотографії. Тому найбільшою перешкодою на шляху додавання можливості створювати модель ідентифікації інших видів свійських тварин є недостатня кількість даних для тренування моделей знаходження їх облич на зображеннях.

Ця проблема може бути вирішена, шляхом створення потрібних датасетів власноруч.

4.9 Висновки

У розділі описано процес створення застосунку для ідентифікації тварин за обличчям, вказано труднощі, які можуть виникнути, та запропоновано шляхи їх подолання, наведено 3 шляхи, для подальшого розвитку застосунку, проаналізовано результати точності моделей.

5 Висновки

В рамках даної роботи було оглянуто історію розвитку технологій розпізнавання облич, сучасні проблеми у цій сфері та підходи до їх вирішення.

Також було окремо описано застосування технологій розпізнавання облич у фермерстві, та сформовано причини, чому ідентифікація за допомогою розпізнавання облич краща ніж за допомогою «контактних» маркерів.

Ідентифікація за допомогою технологій розпізнавання облич:

- 1) безпечніша для тварин, адже не вимагає прямого контакту і пошкодження тіла
- 2) має більшу дальність ідентифікації
- 3) має вищу точність ідентифікації
- 4) не вимагає знання систем маркування людиною
- 5) вимагає менше людського втручання для підтримання роботи системи ідентифікації тварин

Під час роботи над практичною частиною, було:

- 1) запропоновано алгоритм отримання моделі ідентифікації облич свиней за відео
- 2) досягнуто точності моделі ідентифікації свиней за фотографією у 95%

6 Джерела

- 1) Norman J. M. Woodrow Bledsoe Originates of Automated Facial Recognition. HistoryofInformation. URL: <https://www.historyofinformation.com/detail.php>.
- 2) Sirovich I., Kirby M. Low-Dimensional Procedure for the Characterization of Human Faces. Journal of the Optical Society of America. A, Optics and image science. 1987. Vol. 4.
- 3) Mankin E. 'Mugspot' Can Find a Face in the Crowd. USCNews. URL: <https://news.usc.edu/11224/mugspot-can-find-a-face-in-the-crowd/>.
- 4) Пономаренко О. Еволюція технології розпізнавання облич: від натільних камер до відеоспостереження. Worldvision. URL: <https://worldvision.com.ua/evolutsiya-tekhnologii-raspoznavaniya-litsa-ot-natelnikh-kamer-do-videonabludeniya/>.
- 5) "Mugspot" Can Find A Face In The Crowd -- Face-Recognition Software Prepares To Go To Work In The Streets. ScienceDaily. URL: <https://www.sciencedaily.com/releases/1997/11/971112070100.htm>.
- 6) The FERET evaluation methodology for face-recognition algorithms / P.Phillips, M. Hyeonjoon, S. Rizvi, P. Rauss. // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2000. – №22. – С. 1090–1104.
- 7) Phillips P. J. Overview of the FRGC. NIST. URL: <https://www.nist.gov/programs-projects/face-recognition-grand-challenge-frgc>.
- 8) Chollet F. Deep learning with Python / Francois Chollet., 2017. – 384 с.
- 9) Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation Tech report (v5) / R. Girshick et al. UC Berkeley.
- 10) Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks / S. Ren et al. 2016.
- 11) You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection / J. Redmon et al. 2016.
- 12) Redmon J., Farhadi A. YOLOv3: An Incremental Improvement. University of Washington.

- 13) Burt C. Australian schools testing facial recognition for attendance.
BIOMETRIC. URL: <https://www.biometricupdate.com/201808/australian-schools-testing-facial-recognition-for-attendance>.
- 14) M. Jarissa, S. Wouter, D. K. Bart, M. Kristof, V. Jurgen, H. E. F, M. Sam, V. N. Annelies,
Validation of a high frequency radio frequency identification (hf r_d) system for registering
feeding patterns of growing_nishing pigs, Computers and Electronics in Agriculture 102 (2014) 10{18 (2014).
- 15) Towards on-farm pig face recognition using convolutional neural networks /
M. F. Hansen et al. Computers in Industry. 2018. No. 98.
- 16) An adaptive pig face recognition approach using Convolutional Neural
Networks / M. Marsot et al. Computers and Electronics in Agriculture. 202. Vol.
173.
- 17) Ma C., Deng M., Yin Y. Pig face recognition based on improved YOLOv4
lightweight neural network. Pre-proofs. 2023.

Додатки

Додаток А

https://universe.roboflow.com/pfr/pig_face

<https://universe.roboflow.com/pfr/pfc0315>

<https://universe.roboflow.com/pfr/pfc1109>

<https://universe.roboflow.com/bcs-g5nxo/pig-face>

<https://universe.roboflow.com/pfr/forfinaldemo>