

Порівняння впливу вибірки на якість детектора облич каскадом Хаара

Студентки групи КА-31
Матвіїв К.Ю.



Актуальність задачі розпізнавання образів

- ▶ технічна діагностика;
- ▶ медична діагностика;
- ▶ розпізнавання букв;
- ▶ розпізнавання штрих- та QR-кодів;
- ▶ розпізнавання мови;
- ▶ розпізнавання автомобільних номерів;
- ▶ розпізнавання осіб та інших біометричних даних.



Актуальність задачі детекції облич

- ▶ детекція обличчя;
- ▶ біометричні системи аутентифікації;
- ▶ визначення основних рис особи: пошук частин обличчя;
- ▶ визначення кута повороту обличчя;
- ▶ визначення виразу обличчя, емоцій;
- ▶ ідентифікації посмішки.



Детектор облич

Задача детекції облич полягає в наступному:

- ▶ дано зображення $K \times M$ пікселів;
- ▶ необхідно знайти координати прямокутників мінімального розміру, що містять у собі по обличчю з даного зображення;
- ▶ необхідно ігнорувати все інше, зокрема будівлі, дерева та інші частини тіла.

Математична постановка задачі детекції облич

- ▶ Ω — простір образів, $\omega \in \Omega$ — образ;
- ▶ $M = \{1, 2, \dots, N\}$ — множина індексів класів;
- ▶ $\Omega_m \subset \Omega$, $m = \overline{1; N}$, $\Omega_i \cap \Omega_j = \emptyset$ при $i \neq j$ і $\bigcup_{m=1}^N \Omega_m = \Omega$;
- ▶ $g : \Omega \rightarrow M$ — індикаторна функція, що є невідомою;
- ▶ X — простір ознак;
- ▶ $x : \Omega \rightarrow X$ — функція, що ставить у відповідність образу ω його вектор ознак $x(\omega)$;
- ▶ $K_s \subset X$, $s = \overline{1; N}$, $K_i \cap K_j = \emptyset$ при $i \neq j$ і $\bigcup_{m=1}^N K_m = X$;
- ▶ $G : X \rightarrow M$ — вирішальне правило, яке ставить у відповідність вектору ознак образу номер класу, якому він належить.

Задача класифікації з учителем: на підставі множини прецедентів (g_j, x_j) , $j = \overline{1; N}$ (навчальній вибірці) необхідно побудувати вирішальне правило G , що мінімізує кількість помилок.

Задачі диплому

Задачі диплому були наступні:

- ▶ побудувати ряд фронтальних та бокових класифікаторів;
- ▶ побудувати класифікатор, який би охоплював ширший спектр поворотів обличчя, ніж стандартний у ± 15 градусів;
- ▶ необхідно оцінити якість отриманих класифікаторів та час навчання в залежності від величини вибірки;
- ▶ порівняти якість фронтального та бокового класифікаторів при однаковій величині вибірки;
- ▶ обрати серед побудованих класифікаторів найбільш якісний.



Методи детекції облич

Існує чимало методів детекції облич, серед яких кращим по швидкодії функціонування та якості роботи вважається детектор у вигляді каскаду на ознаках Хаара, вперше представлений Віолою та Джонсом.



Метод Віоли-Джонса

- ▶ Алгоритм Віоли-Джонса заснований на ознаках Хаара;
- ▶ Для підрахунку ознаки використовувалось інтегральне представлення зображення Integral Image (summed-area tables);
- ▶ Одна із переваг методу – це його незалежність від масштабу;
- ▶ Існує чимало модифікацій даних методів, запропонований Лі та ін. (2002, FloatBoost), Лінхартом та Майдом (2002), Крістанссем та Кутесом (2003), МакКейном та Новінсом (2003), Лінхартом, Курановим та Пісаревським (2003), Менезешем та ін. (2004) та Мітою та ін. (2005).



Ознаки Хаара

- ▶ Ознаки Хаара для детекції обличчя – це ідентифікуючі риси зображення;
- ▶ Усі ознаки Хаара мають форму прямокутника: сума значень пікселів, що знаходилися в одному секторі віднімаються від суми пікселів в іншому секторі зображення.

Ознаки Хаара

$$V = \frac{w_1 * \sum_{i \in \text{area1}} i(x, y) + w_2 * \sum_{i \in \text{area2}} i(x, y) + w_3 * \sum_{i \in \text{area3}} i(x, y)}{s^2}$$

де w_i - це константи, що обернено пропорційні до розміру відповідної області (кількості пікселів);

s - це коефіцієнт масштабування ($s \geq 1$)

w_i мають різні знаки у білій та чорній областях відповідно

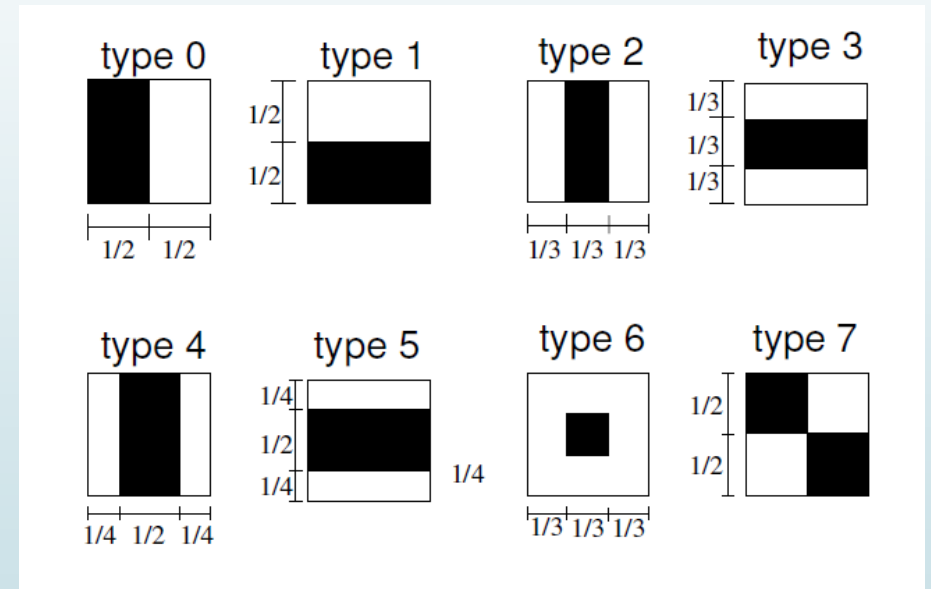


Рисунок 1 – Ознаки Хаара

Ознаки Хаара

- ▶ Лінхарт та Майд (2002) додали додатковий набір ознак;
- ▶ Дані ознаки покращили точність методу, але вимагали додаткового часу на навчання.

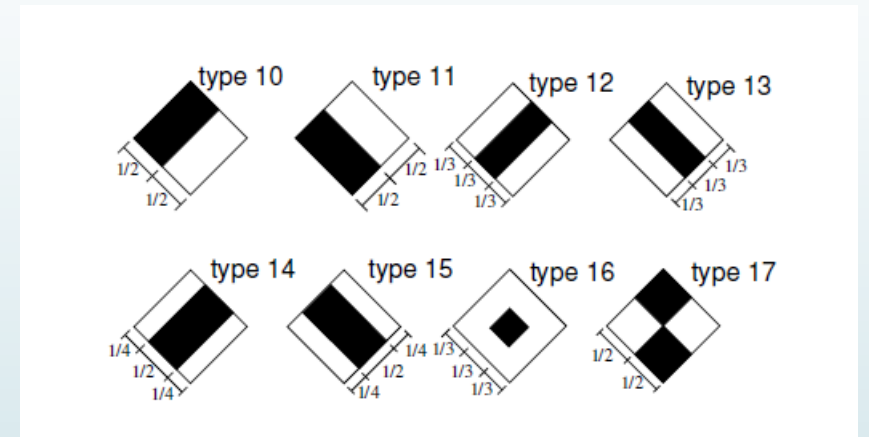


Рисунок 2 – Ознаки Хаара, додані Лінхартом та Майдом



Таблиці просумованих ділянок

- ▶ Набір ознак, представлений на попередніх слайдах є надлишковим та надмірно представляє об'єкт, оскільки їх кількість є більшою за кількість пікселів на зображенні.
- ▶ Щоб досягнути інваріантності масштабування достатньо поділити значення ознаки на площу (виміряється в пікселях). Ці риси обчислюються в різних масштабах, використовуючи метод представлення зображення Integral Image, також відомий як SAT(Summed-area tables)

Таблиці просумованих ділянок

- ▶ SAT визначається як матриця, в якій кожен елемент містить суму всіх пікселів, що лежать у верхньому лівому куті зображення з вершиною в поточному пікселі.
- ▶ SAT $I(x, y)$ розраховуватиметься як:

$$I(x, y) = \sum_{x \leq x_i, y \leq y_i} i(x_i, y_i),$$

де $i(x_i, y_i)$ це набір пікселів зображення

Таблиці просумованих ділянок

- Сума пікселів в будь-якій прямокутній області зображення може бути підрахована за 4 дії:

$$\sum pix = pt4 - pt3 + pt2 + pt1$$

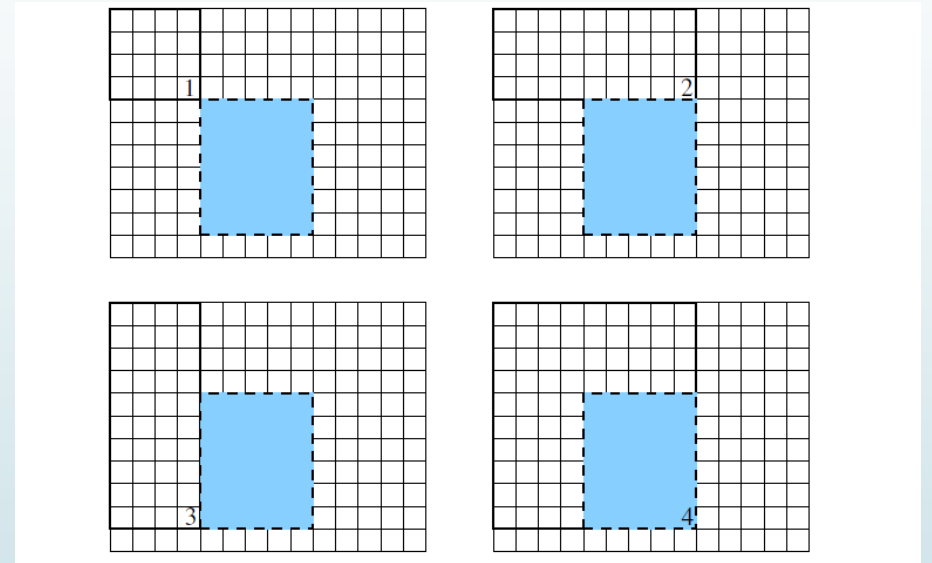


Рисунок 3 - Приклад SAT

Етапи побудови класифікатора

Збір та
підготовка
вибірки

Тренування
класифікатора

Оцінка точності
класифікатора

Збір та підготовка даних

- Було зібрано вибірку із зображеннями обличчя (позитивна вибірка) із бази облич UMDFaces Dataset у розмірі більше як 118 тис.зображень;
- Дані зображення були зменшені до розміру 20 на 20 пікселів і переведено у чорно-білий колір;
- Зображення були розділені на групи в залежності від кутів повороту обличчя.



Рисунок 4 – Вибірка із обличчями

Збір та підготовка даних

- Було зібрано вибірку із зображеннями фону (негативна вибірка) із бази The PASCAL Object Recognition Database Collection у розмірі більш як 300 тис. зображень

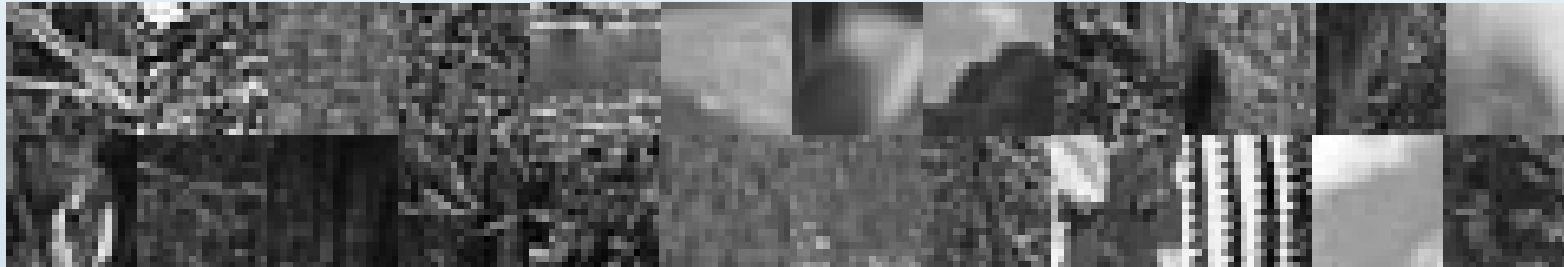


Рисунок 5 – Вибірка фону

Детекція облич класифікатором

- ▶ Детекція облич відбувається за допомогою метода скануючого вікна;
- ▶ На кожній ітерації вибирається певний розмір вікна, яким детектор проходить по зображенню і визначає області;
- ▶ Для кожної області обчислюються ознаки Хаара;
- ▶ Якщо значення відповідають значенням у навченому класифікаторі, то таке вікно і буде вважатись обличчя.

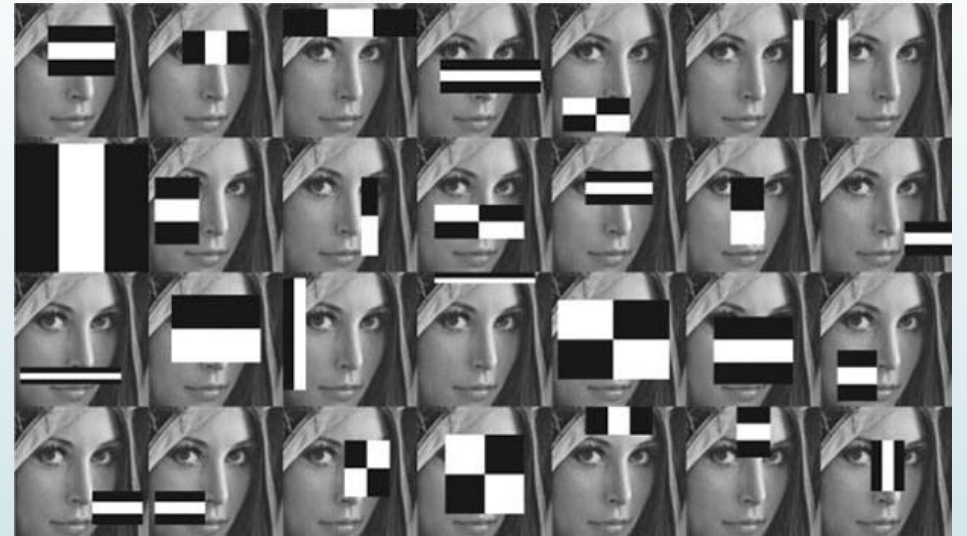


Рисунок 6 – Приклади обчислення ознак Хаара

Оцінка точності класифікатора

Основні метрики:

$$precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

- ▶ TP (*True Positives*) – кількість правильно класифікованих прикладів із позитивної вибірки (так звані істиннопозитивні випадки);
- ▶ TN (*True Negatives*) – правильно класифіковані негативні зображення (істиннонегативні випадки);
- ▶ FN (*False Negatives*) – кількість позитивних прикладів, класифікованих як негативні (помилка I роду) (хибнонегативні приклади);
- ▶ FP (*False Positives*) – кількість негативних прикладів, класифікованих як позитивні (помилка II рода) (хибнопозитивні випадки).

ROC-аналіз

Відносні показники:

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$FPR = \frac{FP}{TN + FP}$$

$S_e = TPR$ – чутливість

$S_p = 1 - FPR$ – специфічність

AUC (Area Under Curve) – площа під кривою

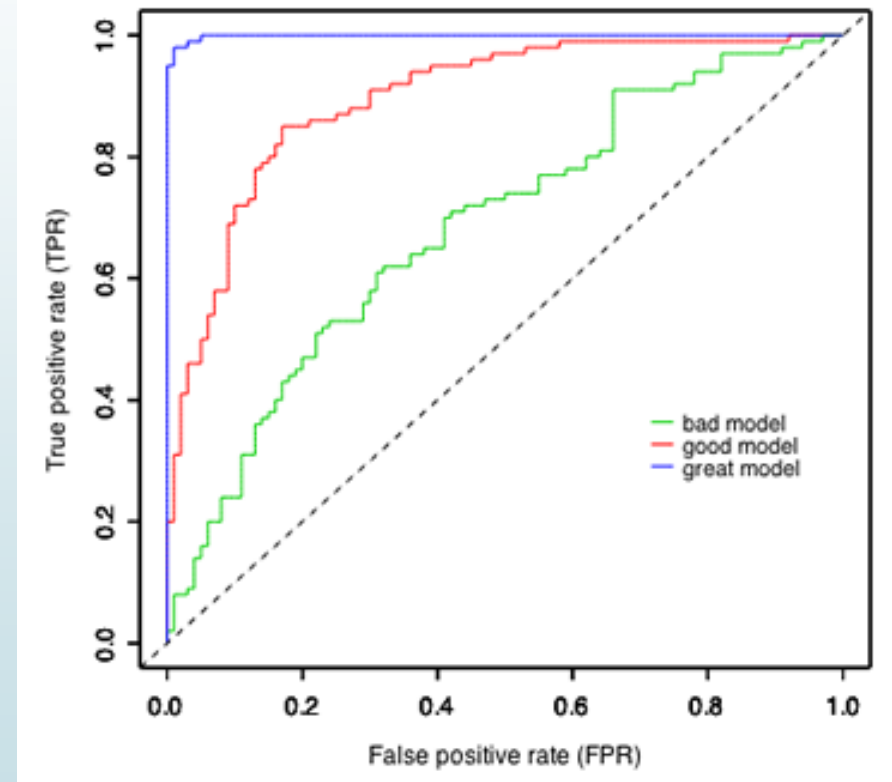


Рисунок 7 – Приклад ROC-кривих

Результати

Було здійснено наступне:

- побудовано ряд фронтальних та бокових класифікаторів;
- побудовано класифікатор, який знаходить обличчя в межах ± 30 градусів у горизонтальній площині та $[-35^\circ; 10^\circ)$ у вертикальній.
- оцінено якість отриманих класифікаторів та час навчання в залежності від величини вибірки;
- порівняно якість фронтального та бокового класифікаторів при однаковій величині вибірки;
- вибрано найбільш якісний класифікатор.

Підготовка вибірки та аналіз якості класифікаторів здійснювалась за допомогою скриптів, написаних на мові програмування Python у середовищі розробки JetBrains PyCharm 2017.1 Free Community.

Тренування класифікаторів здійснено за допомогою утиліти `opencv_training` з бібліотеки OpenCV

Оцінка якості фронтальних класифікаторів

- Побудовано ряд фронтальних класифікаторів при різній величині вибірки, яка становила 5000, 10000, 15000, 20000, 60000 позитивних зображень та 60% від них негативних зображень.

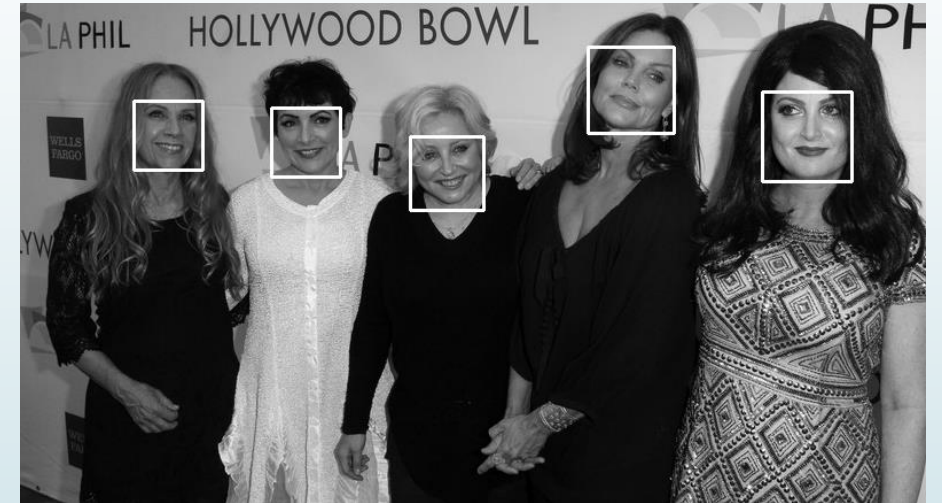
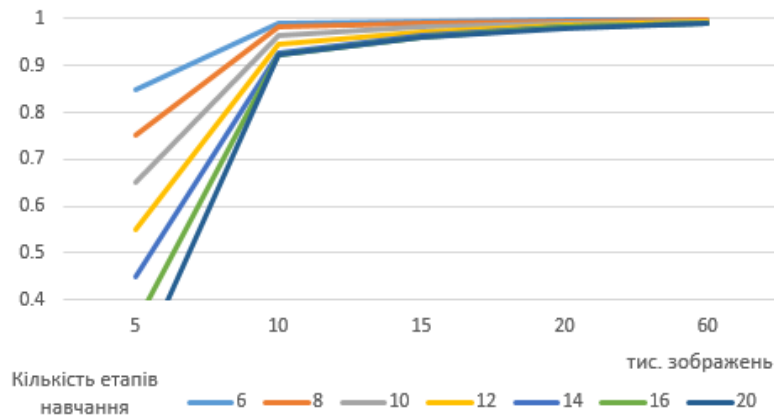


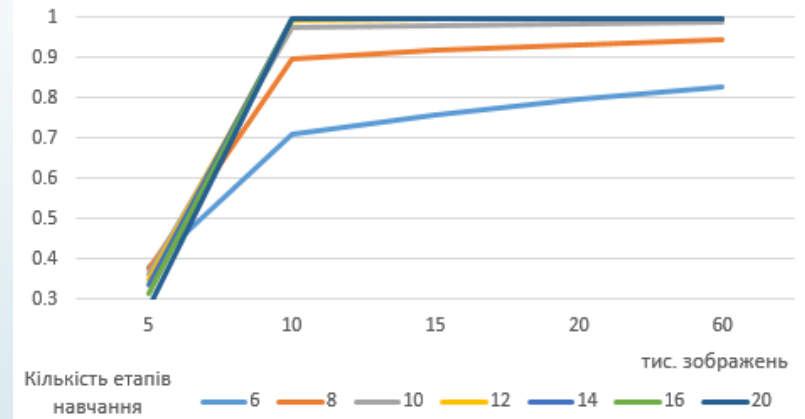
Рисунок 8 – Приклад детекції фронтальним класифікатором

Оцінка якості фронтальних класифікаторів

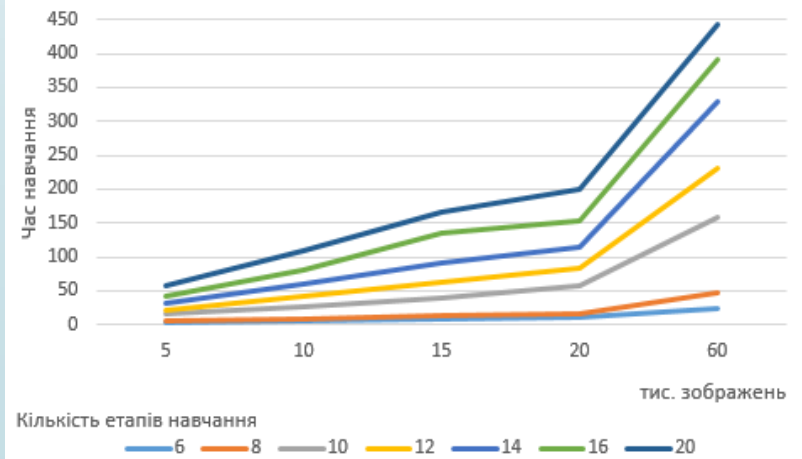
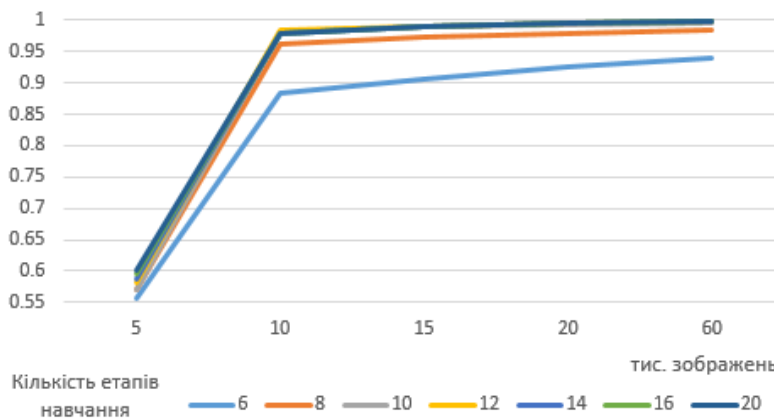
Точність детекції обличчя



Ймовірність правильної класифікації



Ймовірність розпізнавання обличчя





Оцінка якості фронтальних класифікаторів

Висновки порівняння:

- із збільшенням розміру вибірки і кількості етапів навчання виростає якість класифікаторів, але також зростає час навчання;
- суттєвий ріст якості відбувається при збільшенні вибірки до 10 тис. зображень;
- ймовірність розпізнавання облич та ймовірність правильної класифікації прямує до 1 із ростом вибірки.

Порівняння фронтальних та бокових класифікаторів

- Було побудовано 4 типи класифікаторів на 6, 8, 10, 14 та 20 етапах навчання при на 10000 відповідних позитивних зображеннях та 8000 негативних.
- Для зручності назвемо α – кут повороту обличчя у горизонтальній площині; β – кут повороту обличчя у вертикальній площині.
- Класифікатор 1: $\alpha \in [-15^\circ; 15^\circ]$, $\beta \in [-10^\circ; 10^\circ]$

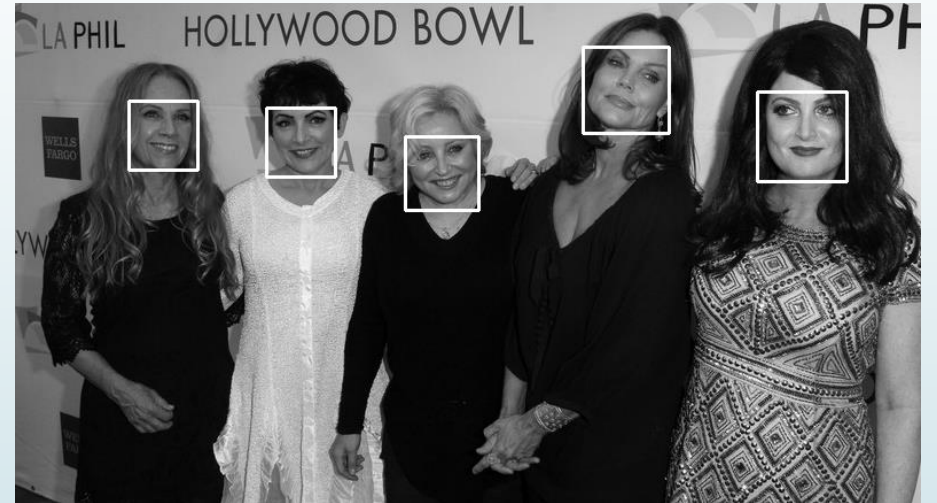
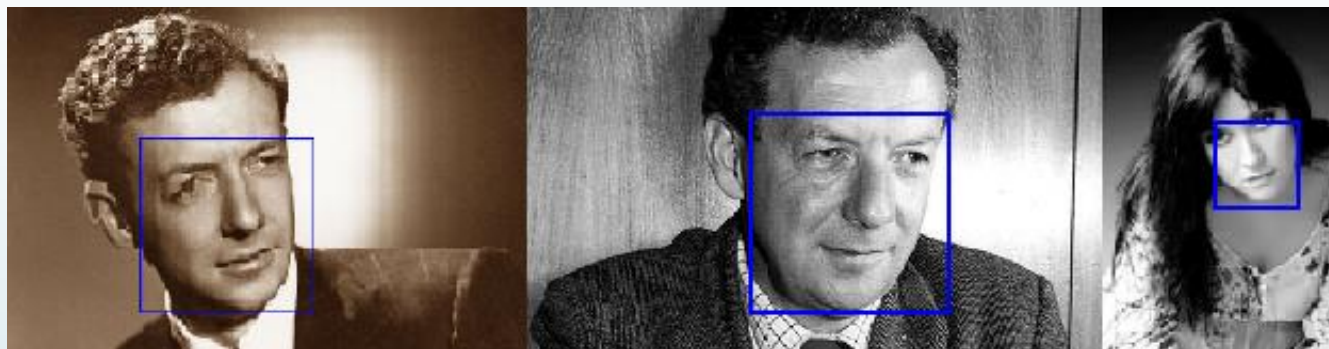


Рисунок 13 – Приклад детекції класифікатором 1

Порівняння фронтальних та бокових класифікаторів



класифікатора 2:

$$\alpha \in [-15^\circ; 15^\circ],$$

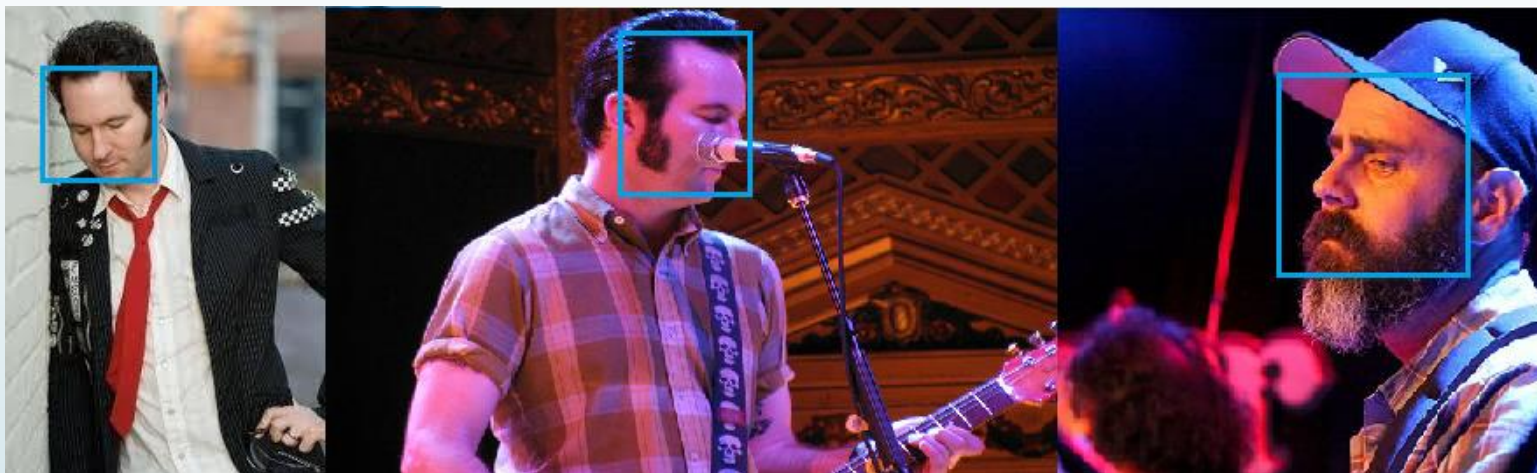
$$\beta \in [-35^\circ; -10^\circ]$$



класифікаторів 3:

$$\alpha \in [-30^\circ; -15^\circ] \cup (15^\circ; 30^\circ]$$

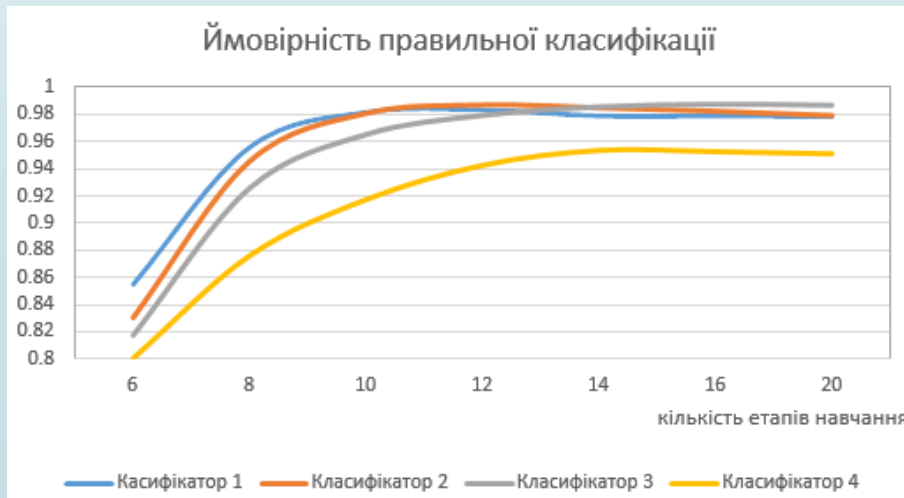
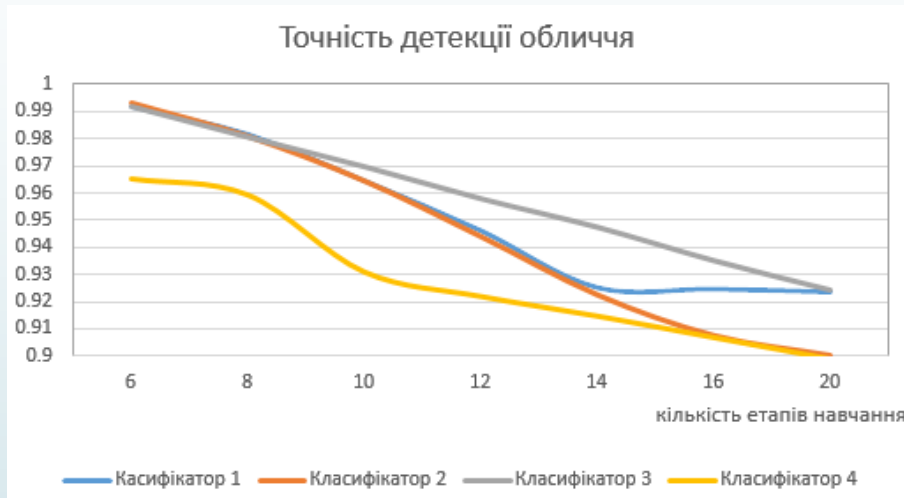
Порівняння фронтальних та бокових класифікаторів



класифікаторів 4:

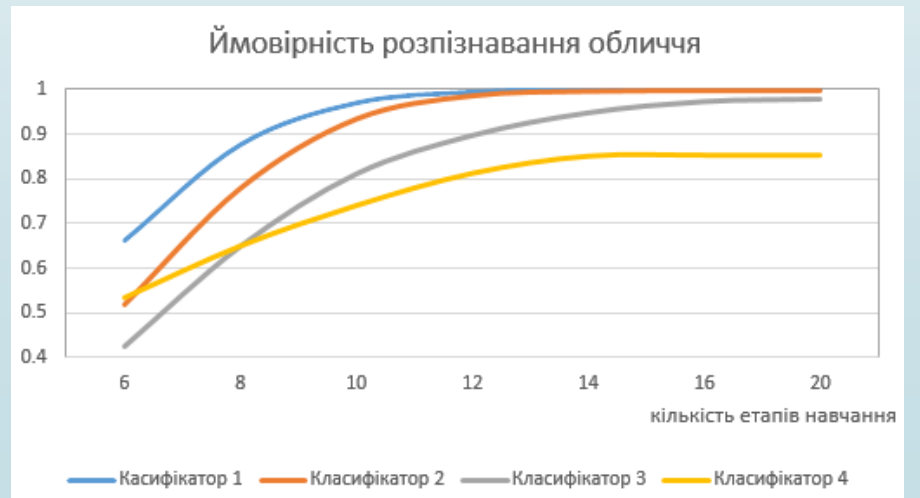
$$\alpha \in [-65^\circ; -30^\circ) \cup (30^\circ; 65^\circ]$$

Порівняння фронтальних та бокових класифікаторів



Висновки порівняння:

- якість класифікаторів зростає із ростом кількості етапів навчання;
- Ймовірність розпізнавання облич та ймовірність правильної класифікації прямує до 1 із збільшенням кількості етапів навчання;
- Якість 4-го класифікатора найнижча, 1-3 – вища.



Порівняння фронтальних та бокових класифікаторів

- Якість 1-шого та 2-гого класифікаторів є вища, якість 4-го класифікатора - найнижча;
- Якість побудованих класифікаторів висока:

$$AUC_1 = 0.9997419$$

$$AUC_2 = 0.9996639$$

$$AUC_3 = 0.9996635$$

$$AUC_4 = 0.9960259$$

- Таким чином побудовано класифікатори високої якості, які знаходять обличчя, що мають широкі кути повороту: ± 30 градусів у горизонтальній площині та $[-35^\circ; 10^\circ]$ у вертикальній.

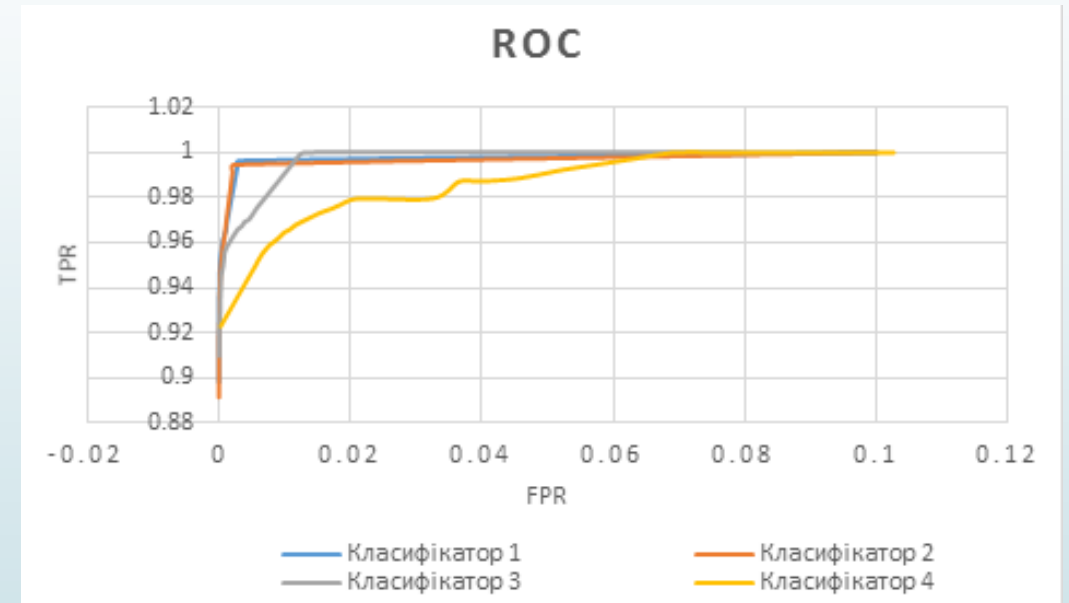


Рисунок 20 – ROC-криві для класифікаторів



Висновки

Отже, у роботі здійснено:

- Огляд сфери дослідження, а саме задачі розпізнавання образів, зокрема задачі детекції обличчя, проведено оцінку актуальності даної задачі;
- Огляд методів детекції облич, серед яких обрано метод Віоли-Джонса;
- Побудовано ряд фронтальних та бокових класифікаторів;
- Здійснено порівняння якості фронтальних класифікаторів в залежності від розміру вибірки та кількості етапів навчання:
 - найбільш якісним згідно заданих метрик є класифікатор побудований на найбільшій вибірці з найбільшою кількістю етапів навчання, але також витрачено найбільше часу для навчання;
 - ймовірність розпізнавання облич та ймовірність правильної класифікації прямує до 1 із ростом вибірки;

Висновки

Отже, у роботі здійснено:

- ▶ порівняно якість фронтального та бокового класифікаторів при однаковій величині вибірки:
 - ▶ якість класифікаторів зростає із ростом кількості етапів навчання;
 - ▶ Ймовірність розпізнавання облич та ймовірність правильної класифікації прямує до 1 із збільшенням кількості етапів навчання;
 - ▶ Якість 4-го класифікатора найнижча, 1-3 – вища.
- ▶ вибрано найбільш якісний класифікатор: це класифікатори 1-3, які здатні знаходитися в межах ± 30 градусів у горизонтальній площині та $[-35^\circ; 10^\circ)$ у вертикальній.



Напрямки майбутніх досліджень

- ▶ У наступних дослідженнях планується провести оцінку якості складного детектора, побудувати класифікатори із використанням методів вдосконалення каскаду, оцінити якість побудованого каскаду класифікаторів.
- ▶ Також планується розширити тематику робіт шляхом вибору наступних задач комп'ютерного зору, такі як задачі розпізнавання емоцій та настрою, вподобань особи, тощо.



Дякую за увагу