

О.В. Шматко, А.О. Голоскокова, С.В. Мілевський, Н.І. Воропай

Національний технічний університет “Харківський політехнічний інститут”, Харків

ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ

Класифікація даних за наявності шуму може призвести до набагато гірших результатів, ніж очікувалося, для чистих шаблонів. У даній роботі була досліджена проблема розпізнавання та ідентифікації особи у відеопослідовності. Основні внески, представлені в цій роботі – це експериментальне дослідження впливу різних типів шуму та підвищення безпеки шляхом розробки комп'ютерної системи для розпізнавання та ідентифікації користувачів у відеоряді. На основі вивчення методів та алгоритмів пошуку обличчя на зображеннях було обрано метод Віоли-Джонса, вейвлет-перетворення та метод головних компонент. Ці методи є одними з найкращих за співвідношенням ефективності розпізнавання та швидкості роботи. Однак навчання класифікаторів відбувається дуже повільно, але результати пошуку обличчя дуже швидкі.

Ключові слова: алгоритм, зображення, відеопослідовність, розпізнавання зображень, множина.

Вступ

Постановка проблеми. Сучасні методи розпізнавання об'єктів у відео чи зображеннях мають широкий спектр застосування, починаючи від захисту приватних приміщень і закінчуючи створенням спеціальних ефектів у фільмах. Щодня великі компанії та невеликі команди ентузіастів створюють нові підходи та алгоритми обробки людських ресурсів для розробки технологій комп'ютерного зору.

Комп'ютерний зір, як напрям, тільки починає свій розвиток. Перспективи його розвитку мають великий потенціал. Тому великі приватні компанії вже використовують технології розпізнавання та аналізу даних у багатьох своїх продуктах і успішно продають свої продукти та технології. У більшості випадків можливості технологій розпізнавання мають великий вплив на покращення та збільшення функціональності продуктів для кінцевого користувача.

На даний момент вже розроблені готові рішення для розпізнавання, але вони мають певні недоліки. За допомогою технології DeepFace від Facebook можна розпізнати 97,25% людей. Однак ця технологія використовується лише у Facebook, і лише документація є загальнодоступною. Технологія дає вражаючі результати, але її неможливо перевірити за допомогою тестування.

Тому розробка комп'ютерної системи, яка б автоматично розпізнавала, наприклад, співробітників IT-відділу для надання доступу до приміщення, є актуальною науково-технічною задачею, а пошук альтернативних методів розпізнавання обличчя людини та пошук модифікацій таких методів є метою цього дослідження.

Отже, **метою статті** є впровадження комп'ютерної системи, яка б автоматично розпізна-

вала співробітників IT-відділу для надання доступу до приміщення.

Відповідно до мети роботи необхідно вирішити наступні завдання:

– розпізнавання обличчя: система автоматично визначає обличчя людини на зображенні (відсканованих фотографіях або відеоматеріалах);

– аналіз обличчя: обличчя людини містить 68 модальних точок;

– цифровий друк обличчя: те, що ми бачимо як обличчя, система розпізнавання сприймає як дані, а результати аналізу обличчя перетворюються в цифровий код;

– пошук відповідності: система порівнює відбиток обличчя з базою даних, поки не буде знайдено відповідність, і повертає результати з вкладеною інформацією – наприклад, ім'ям та адресою.

Виклад основного матеріалу

Завдяки значному розвитку машинного навчання, обчислювального середовища та систем розпізнавання дуже багато дослідників тісно працюють з алгоритмами розпізнавання та ідентифікації за допомогою побудови різних стратегій моделювання. Розглянемо деякі з останніх робіт щодо систем FR.

Шиллер Д. та ін. [1] пропонують новий спосіб перетворення навчання в автоматичне розпізнавання емоцій (AER) різними способами. Запропонована модель використовується для розпізнавання виразів обличчя, яка використовує карти виділення для доставки знань із випадкового джерела до основної мережі шляхом базового “приховування” невідповідних даних. Цей метод не базується на використуваній моделі, оскільки досвід надається виключно шляхом збільшення вхідної інформації. Оцінка мо-

делі показала, що нова модель могла б швидше підстроїтись у випадку, коли потрібно було зосередити увагу на частинах вхідних даних. В роботі [2] автоматизовано метод розпізнавання обличчя з використанням згорткової нейронної мережі (CNN) за допомогою підходу передачі навчання. CNN отримує шкали зі збірної моделі VGG-16. Отримані функції надаються як вхід до повністю підключеного шару та активація SoftMax для класифікації. Для перевірки ефективності запропонованого методу використовуються дві бази даних із зображеннями обличчя – Yale та AT&T. Корекція розпізнавання обличчя становить 100% у базі даних AT&T і 96,5% у базі даних Yel. Результати демонструють, що розпізнавання обличчя за допомогою CNN із навчанням передачі дає кращу точність класифікації в порівнянні з методом PCA.

Ванг та ін. [3] запропонував використовувати адитивну кутову втрату висоти (ArcFace) для підтвердження грані. Запропонований ArcFace має очевидне геометричне розуміння в результаті специфічної відповідності геодезичного поділу на гіперсфері. Вони також представили найширшу дослідницьку оцінку методу FR з використанням десяти наборів даних FR. Вони відзначили, що ArcFace надійно перевершує найкращі в своєму класі та може бути ефективно реалізований з низькими витратами на обчислення. Ефективність перевірки моделей FR з відкритим кодом на наборах даних LFW, CALFW та CPLFW досягла 99,82%, 95,45% та 92,08% відповідно [3].

Ванг та ін. [4] запропонував великий запас косинусних втрат (LMCL), переформулюючи втрати SoftMax як втрати косинуса на L2, упорядковуючи пару головних моментів і векторів ваги, щоб усунути загальні варіації, і використовуючи термін косинусного краю для точного розширення меж вибору простору. Вони досягли максимальної різниці між класами та малих внутрішньокласових флуктуацій за рахунок збільшення та нормалізації ребер косинуса. Вони назвали свою підготовлену модель LMCL CosFace. Вони заснували свій експеримент на Labeled Face in the Wild (LFW), YouTube Faces (YTF) і MegaFace Challenge. Вони підтвердили ефективність свого підходу, досягнувши точності 99,33%, 96,1%, 77,11% і 89,88% для наборів даних LFW, YTF, MF1 Rank1 і MF1 Veri відповідно [4].

Джоннатан та ін. [5] представили відповідність між глибоким навчанням і традиційними стратегіями штучного інтелекту (наприклад, штучні нейронні мережі, екстремальні навчальні машини, SVM, оптимальний ліс шляху, KNN). Для біометричної перевірки особи вони зосередилися на CNN. Вони використовували три набори даних: AR Face, YALE і SDUMLA-HMT [6]. Подальші дослідження FR можна знайти в [7–10].

В останні роки стрімко розвиваються дослідження та розробки систем розпізнавання обличчя, що підтверджує їх актуальність і необхідність подальших досліджень. Використання гібридних підходів не обмежується використанням єдиного методу розпізнавання обличчя. При необхідності можна використовувати кілька алгоритмів для однієї системи. І ця сфера вивчена недостатньо. Тому в цій статті використовується кілька алгоритмів в одній системі для кращого оформлення обличчя користувачів.

Методи дослідження

Основною особливістю системи розпізнавання обличчя є можливість ідентифікувати велику кількість людей, оскільки для роботи не потрібна співпраця випробуваного. Правильно розроблені системи, встановлені в аеропортах, мультиплексах, підприємствах та інших громадських місцях, можуть ідентифікувати людей у натовпі, не перехоплюючи навіть перехожих, об'єднуючи різні підсистеми в єдиний керований комплекс. Важливою особливістю, в порівнянні з іншими біометричними методами, є те, що розпізнавання обличчя, можливо, не найнадійніший і ефективний метод. Якісні інструменти дуже важливі в системах розпізнавання обличчя, оскільки можливі великі відхилення в зображеннях обличчя. Такі фактори, як освітлення, вираз обличчя, поза та шум під час зйомки обличчя, можуть вплинути на роботу систем розпізнавання обличчя [10].

Основні проблеми, які виникають при розпізнаванні зображень, пов'язані з появою об'єкта та подібних об'єктів в полі зору. Вид інших об'єктів може перекриватися у фоновому режимі. У таких випадках важко знайти на зображенні предмет, який очікувано переміщується. Також важко визначити предмет, зовнішній вигляд якого змінився в площині лінзи через наступні фактори:

1. Зміна положення, коли рухомий об'єкт змінює свій вигляд на площині зображення, наприклад, якщо він обертається.

2. Зміна освітлення, напрямок, інтенсивність, колір впливає на зовнішній вигляд об'єкта. Таким чином, зміна світла глобально викликає проблеми в сусідніх сценах, наприклад, коли хмари закривають сонце – змінюється навколишній світ, а також кут між нормаллю до поверхні об'єкта і напрямком світла. Це впливає на те, як ми бачимо зображення через об'єкти камери.

3. Шум. Процес отримання зображення пов'язаний з певною кількістю шуму, яка залежить від якості матриці камери.

4. Перекриття. Спостерігається, коли об'єкт частково або повністю перекривається іншим об'єктом на зображенні.

Виділення правильних ознак відіграє вирішальну роль у розпізнаванні об'єктів. У загальному

випадку характерні зорові ознаки мають бути унікальним, щоб мати можливість відрізнити об'єкт стеження в порівнянні з іншими [10].

Метод представлення, який широко використо-

вується в розпізнаванні об'єктів, – це точки. Об'єкт – це точка або набір точок. На обличчі кожної людини є певні точки (мітки). На обличчі всього 68 конкретних точок. Приклад показано на рис. 1.

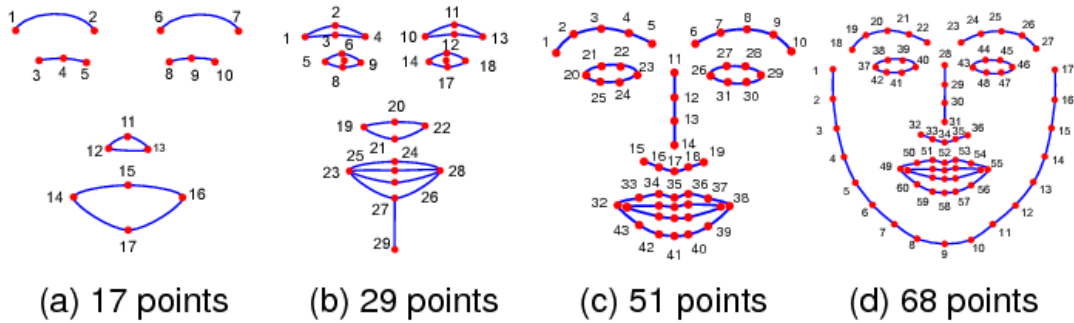


Рис. 1. Різна кількість ключових точок на обличчі
Джерело: [1].

Методи оформлення графічних зображень розділимо на 2 групи: методи попередньої фільтрації та підготовки зображень і методи проектування та розробки зображень. Для вирішення завдань, зовсім не обов'язково використовувати методи двох груп, достатньо повно використати тільки другу [11].

У сфері систем машинного зору та штучного інтелекту ідентифікація та ідентифікація особи пройшли через ряди найбільш переважних особливостей на прикладі відомих людей. Для досягнення цієї задачі в комп'ютерних системах існує велика різноманітність візуальних образів, яка прив'язана до зміни освітлення, масштабу, ракурсу. Найбільшою проблемою для комп'ютерних систем є розкриття неоднозначності, що є результатом проектування тривимірних об'єктів реального світла на площині зображення. Завдання виявлення об'єктів на зображенні ускладнюється через великий обсяг даних, що містяться в зображенні. Зображення може складатися з тисяч пікселів, кожен з яких може мати істотне значення, а аналіз кожного пікселя може бути досить тривалим процесом [11].

Найбільш поширеними методами розпізнавання є:

- геометричний метод;
- метод головних компонентів;
- фільтр Габова;
- Методи нейровимірювання;
- метод Віолі-Джонса.

Одним з найпопулярніших методів виділення контурів обличчя в образі є метод основних компонентів. Вперше метод головних компонентів був використаний у статистиці для зменшення простору ознак без значної втрати інформації. У задачі розпізнавання обличчя він використовується в основному для представлення зображення людини з вектором малої розмірності (головні компоненти), яке потім порівнюється з опорними векторами, що зберіга-

ються в базі даних. Основне завдання методу головних компонентів полягає в тому, щоб значно зменшити розмірність простору ознак, щоб він найкраще описував “типові” зображення, що належать багатьом особам. Використовуючи цей метод, можна виявити різну варіабельність в навчальній вибірці зображень обличчя та описати цю мінливість на основі кількох ортогональних векторів, які називаються власними обличчями.

Набір власних векторів, отриманих один раз у навчальній вибірці зображень обличчя, використовується для кодування всіх інших зображень обличчя, представлених зваженою комбінацією цих власних векторів. Використовуючи обмежену кількість власних векторів, можна отримати коротку апроксимацію вхідного зображення людини, яке потім може бути збережено в базі даних у вигляді вектора коефіцієнтів, що служить ключем пошуку в базі даних осіб [11].

Суть методу основних компонентів полягає в наступному. Спочатку весь тренувальний комплекс осіб буде перетворено в одну загальну матрицю даних, де кожен рядок є однією копією зображення людини, викладеною в ряд. Дані всіх осіб в навчальній вибірці мають бути зменшені до того ж розміру та з нормованими гістограмами.

Метод виявлення об'єктів Віолі-Джонса – це метод, який дозволяє виявляти об'єкти в зображеннях у реальному часі. Запропонований у 2001 році Полом Віолою та Майклом Джонсом. Хоча метод може розпізнавати різні класи зображень, основним завданням при його створенні було визначення обличчя. Існує багато реалізацій, включаючи бібліотеку комп'ютерного зору OpenCV (функція cvHaarDetectObjects). Метод знаходить осіб з високою точністю та низькою кількістю хибнопозитивних результатів [12].

Метод заснований на наступних принципах:

– зображення використовуються в інтегрованому поданні, що дозволяє швидко знаходити об'єкти для розпізнавання;

– за допомогою знаків Хаара здійснюється пошук необхідного об'єкта (в даному контексті – особи та її рис);

– використовується boosting (від англ. boost - поліпшення, посилення), який знаходить найближчі ознаки для потрібного об'єкта в цій області зображення;

– всі показники подаються на вхід класифікатора, який відповідає правильно або неправильно;

– каскади знаків використовуються для швидкого проходження вікон, де немає обличчя.

Навчання класифікаторів відбувається дуже повільно, але результати пошуку дуже швидкі. Метод Віюлі-Джонса є одним із найкращих за співвідношенням ефективності розпізнавання та швидкості. Також цей детектор має вкрай низьку ймовірність помилкової ідентифікації. Метод навіть добре працює і розпізнає риси обличчя під невеликим кутом, приблизно до 30 градусів. При нахилі більше 30 градусів відсоток розпізнавання значно знижується. А це не дозволяє в стандартній реалізації виявити повернене обличчя людини під довільним кутом, що значно ускладнює або робить неможливим використання методу в сучасних виробничих системах з урахуванням їх зростаючих потреб [12].

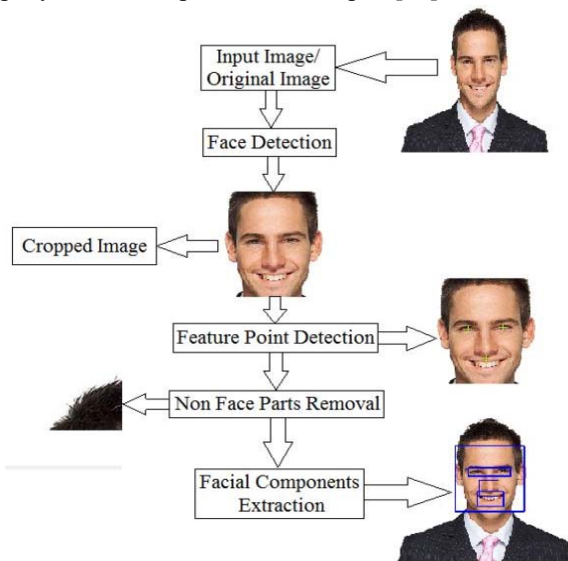


Рис. 2. Принцип методу Віюлі-Джонса
Джерело: [12].

Інтегральне представлення зображення – це матриця, яка відповідає розміру вихідного зображення. Кожен з його елементів зберігає суму інтенсивностей усіх пікселів ліворуч і над цим елементом. Елементи матриці обчислюються за допомогою наступної формули:

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

де $I(x, y)$ – значення точки (x, y) цілісного зображення;

$i(x', y')$ – значення інтенсивності вихідного зображення.

Розрахунок матриці займає лінійний час, пропорційний кількості пікселів у зображенні, і може бути виконано за допомогою наступної формули:

$$I(x, y) = i(x, y) - I(x - 1, y - 1) + I(x, y - 1) + I(x - 1, y).$$

З точки зору необхідності використання досить простих алгоритмів для отримання ознак, перспективним є використання характеристик, подібних до Хаара, які є результатом порівняння яскравості у двох прямокутних областях зображення [13].

Нехай $g: A \rightarrow B$ буде визначальною функцією прийняття рішення. Вирішальна функція g повинна забезпечувати ефективну комп'ютерну реалізацію, тому її ще називають алгоритмом. Властивість f відображення об'єкта – $f: A \rightarrow D_f$ де D_f – набір дійсних значень ознак. Зокрема, будь-який алгоритм $g: A \rightarrow B$ також можна розглядати як особливість. Якщо заданий набір ознак f_1, \dots, f_n , то вектор $x = (f_1(a), \dots, f_n(a))$ називається а як об'єкт $a \in A$. Характерний опис можна ототожнювати з самими об'єктами. Множина $A = Df_1 \times \dots \times Df_n$ називається простором ознак.

Стандартний метод Віюлі-Джонса використовує прямокутні елементи, рис. 3. Ці ознаки називаються примітивами Хаара.

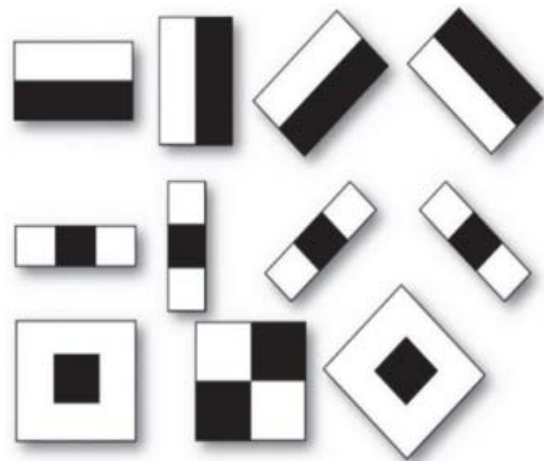


Рис. 3. Примітиви визначень Хаара
Джерело: [12].

Розробка кращого сімейства адаптивних алгоритмів прискорення AdaBoost (adaptive boosting), запропонована Йоавом Фройндом і Робертом Шапіром у 1999 році. Вони можуть використовувати будь-яку кількість класифікаторів і тренуватися на одному наборі прикладів, у свою чергу, використовуючи їх на різних етапах.

Розглядається задача класифікації на два класи,

$Y = \{-1, +1\}$. Наприклад, базові алгоритми також повертають лише дві відповіді -1 і $+1$, а правило рішення фіксується: $C(b) = \text{sign}(b)$.

Потрібний алгоритмічний склад має вигляд:

$$a(x) = C(F(b_1(x), \dots, b_T(x))) = \text{sign} \left(\sum_{t=1}^T a_t b_t(x) \right), x \in X.$$

Функціональна якість композиції Q_i визначається як кількість допущених нею помилок у навчальній вибірці:

$$Q(b, W^1) = Q_T = \sum_{t=1}^1 \left[y_i \sum_{t=1}^1 a_t b_t(x_i) \right] < 0,$$

де $W^1 = (w_1, \dots, w_l)$ є векторними вагами об'єктів [13].

Для вирішення проблеми розпізнавання облич

запропоновано алгоритм, заснований на застосуванні методу Віюлі-Джонса, вейвлет-перетворення та методу головних компонент.

Запропонований алгоритм складається з двох процесів: збереження рис відомих облич у базі даних та розпізнавання облич.

Процес збереження рис відомих облич полягає в наступному:

1. Перетворення зображення кадру відео в напівтонове зображення.
 2. Пошук зони обличчя.
 3. Зниження розміру області обличчя до 64×64 пікселів.
 4. Видалення риси обличчя (коефіцієнти вейвлет).
 5. Порівняння характерних рис з базою даних.
- Функціональна схема запропонованого алгоритму представлена на рис. 4.



Рис. 4. Функціональна схема запропонованого алгоритму розпізнавання обличчя у відеоряді в режимі реального часу

Джерело: розроблено авторами.

Тому в даному випадку розпізнавання зображення для ідентифікації особи на відео на вході в офіс ІТ-підрозділу проводилося для встановлення особи та прийняття негайного рішення про надання доступу до приміщення. Для вирішення проблеми розпізнавання облич запропоновано алгоритм, заснований на застосуванні методу Віюлі-Джонса, вейвлет-перетворення та методу головних компонент.

Обговорення результатів

Для перевірки розробленого підходу було проведено серію обчислювальних комп'ютерних експе-

риментів. Для формування стандарту була використана серія фотографій, зроблених з різних ракурсів. При цьому обличчя не було закрито іншими предметами в кадрі ні частково, ні повністю. Також максимальний прогин обличчя відносно об'єктива камери становив не більше 60 градусів. Видалення було реалізовано в динаміці у відеопотоку.

Після серії фотографій було розпочато формування дескриптора на основі цих зображень.

На виході виходить 128 унікальних характеристик, які були сформовані гіпертрофічною нейронною мережею.

0.09018327, -0.01420533, -0.02740817, -0.02799697, 0.01150011, 0.19506745, -0.14034162, -0.00315567, -0.0278007, -0.08226821, 0.08042386, 0.01210389, -0.01273325, 0.05039834, 0.11608807, 0.12710042, -0.02132296, 0.01589148, -0.0100461, -0.12186565, -0.02874365, 0.04202215, -0.06090797, -0.11242695, 0.01802301, 0.00340901, 0.11843031, -0.09176139, 0.02322394, 0.04461421, 0.13747421, 0.05561186, 0.11100591, 0.04100607, 0.04828874, -0.13406801, 0.01683353, 0.1227136, 0.03837224, -0.03182591, 0.00441412, 0.07099265, 0.05572055, -0.00997687, 0.02618701, 0.13844964, 0.01790146, -0.1207578, -0.06277931, 0.05708275, -0.14231467, 0.16631706, -0.07847071, 0.19809206, -0.0882244, -0.05824238, -0.04893727, 0.02503063, 0.10818931, 0.11280183, 0.02836597, -0.02733412, 0.09332039, 0.02204283, 0.04275179, -0.02466655, -0.03013373, 0.00541282, 0.07531644, 0.08733613, -0.10061324, 0.02807235, -0.03258325, -0.00552741, 0.07839686, -0.16842924, -0.10659596, -0.00907769, 0.09185477, 0.00693807, 0.05110248, 0.05591932, 0.1939636, -0.16496305, -0.0313029, -0.09688582, -0.07484679, -0.06407107, -0.21544632, -0.16300833, 0.11835157, -0.05251027, -0.10146299, -0.07974914, -0.01586063, -0.00813265, 0.0127035, -0.06149791, -0.06408783, 0.11897956, -0.02062829, 0.07474449, 0.03775677, -0.02127094, -0.06902238, 0.08424024, 0.11412962, 0.04737078, -0.00580862, -0.08089229, -0.0466181, 0.16876404, 0.10821649, 0.05335474, 0.00462111, 0.20461601, 0.06632814, -0.16183478, -0.14455113, -0.132548, 0.05325456, -0.12856409, 0.14038205, -0.02035958, 0.03337304, 0.00588569, 0.13302019, 0.00512493

Рис. 5. 128 унікальних характеристик
Джерело: розроблено авторами.

Експеримент проводився протягом 30 секунд, тобто Таким чином, результати експерименту в усіх було отримано приблизно 90 результатів цієї чотирьох умовах розпізнавання наведені в табл. 1. програми.

Таблиця 1

Матриця оцінки

Умови розпізнавання	Кількість експериментальних результатів	Кількість успішних ідентифікацій	Відсоток успішних ідентифікацій, %
Зблизька при хорошому освітленні	93	93	100
Зблизька при слабкому освітленні	91	61	67
Здалеку при хорошому освітленні	94	81	86
Здалеку при слабкому освітленні	90	54	60

Джерело: розроблено авторами.

Так, за результатами першого експерименту, в якому не було перешкод у вигляді окулярів або капелюхів, розпізнавання погіршується в середньому на 10,5 відсотка при зйомці з відстані, а при погіршенні освітлення результати падають в середньому на 32,5 відсотки. Дивлячись на результати експерименту, можна зробити висновок, що при хорошому освітленні програма отримує високі результати успішності ідентифікації як поблизу, так і здалеку, але якщо відео зроблено при поганому освітленні, то показник успішності погіршується. Таким чином,

програма здатна успішно ідентифікувати людину, розпізнаючи обличчя на різних відстанях, а коли ідентифікація проводиться при поганому освітленні, то можуть виникнути деякі проблеми, але вони не критичні.

Другий експеримент був таким же, як і попередній, з тими ж умовами розпізнавання, за винятком одного – на обличчі людини були надягнуті сонцезахисні окуляри, які повинні перешкоджати ідентифікації особи. Результати експерименту в чотирьох умовах розпізнавання наведені в табл. 2.

Таблиця 2

Матриця оцінки

Умови розпізнавання	Кількість експериментальних результатів	Кількість успішних ідентифікацій	Відсоток успішних ідентифікацій, %
Зблизька при хорошому освітленні	89	85	96
Зблизька при слабкому освітленні	92	60	65
Здалеку при хорошому освітленні	91	74	81
Здалеку при слабкому освітленні	94	50	53

Джерело: розроблено авторами.

Якщо порівняти результати другого експерименту з першим, то можна побачити, що відсоток успішних ідентифікацій особи за всіх умов розпізнавання знизився на 3-7 відсотків. Тому, в середньому, за наявності окулярів при розпізнаванні результати погіршуються приблизно на 5 відсотків. Отже, коли є перешкода у вигляді окулярів, програма повертає непоганий відсоток успіху, і це не суттєво впливає на присутність людини на об'єктиві камери.

Тобто з цього експерименту можна зробити висновки, що програма справляється з ідентифікацією, як за наявності перешкод, так і без них.

Висновки

Розроблене програмне забезпечення не вимагає багато часу, має хороші показники якості розпізнавання за рахунок використання ефективних алгоритмів. Також програмне забезпечення не вимагає дорогого обладнання, що є досить великою перевагою, адже невеликі організації можуть собі це дозволити, забезпечуючи безпечний доступ своїм співробітникам. Завдяки наведеним вище чисельним експериментам можна сказати, що програма має хорошу ідентифікацію особистості і здатна розпізнавати обличчя на різній відстані, освітленні, а також при наявності деяких перешкод.

Список літератури

- Schiller Dominik, Huber Tobias, Dietz Michael, André Elisabeth. Relevance-based data masking: a model-agnostic transfer learning approach for facial expression recognition. *Frontiers in Computer Science*. 2020. № 2(6). P. 1-16. <https://doi.org/10.3389/fcomp.2020.00006>.
- Prakash R., Meena N., Gayathri M. Face Recognition with Convolutional Neural Network and Transfer Learning. *In 2019 International Conference on Smart Systems and Inventive Technology* : conference paper. IEEE, 2019. P. 861-864.
- Jiankang Deng, Jia Guo, Niannan Xue, Stefanos Zafeiriou. ArcFace: Additive angular margin loss for deep face recognition. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* : conference paper. IEEE, 2019. P. 4690-4699.
- Wang H., Yitong Wang, Zheng Zhou, Xing Ji, Zhifeng Li, Dihong Gong, Jin Zhou, Wenyu Liu. CosFace: Large margin cosine loss for deep face recognition. *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* : conference paper. IEEE, 2018. P. 5265-5274.
- Power Jonathan D., Plitt Mark, Gotts Stephen J., Kundu Prantik, Voon Valerie, Bandettini Peter A., Martin Alex. Removing fMRI data of motion-related influences: Removal of signals with distinct spatial and physical bases in multiecho data. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 2018. № 115(9). P. 2105-2114. <https://doi.org/10.1073/pnas.1720985115>.
- Roux Sibilon A., Rutgé F., Aptel F., Attye A., Guyader N., Boucart M. Scene and human face recognition in the central vision of patients with glaucoma. *PLoS ONE*. 2018. № 13(2). P. 19. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0193465>.
- Favelle S., Palmisano S. View specific generalisation effects in face recognition: Front and yaw comparison views are better than pitch. *PLoS One*. 2018. № 13(12). P. 21. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0209927>.
- Valeriani D., Poli R. Cyborg groups enhance face recognition in crowded environments. *PLoS One*. 2019. № 14(3). URL: <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0212935> (accessed 02.11.21).
- Tao W., Huang H., Haponenko H., Sun HJ. Face recognition and memory in congenital amusia. *PLoS One*. 2019. № 14(12). URL: <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0225519> (accessed 02.11.21).
- Zhao W., Chellappa R., Phillips P. J., Rosenfeld A. Face recognition: A literature survey. *Association for Computing Machinery Computing Surveys*. 2003. № 35(4). P. 399-458. <https://doi.org/10.1145/954339.954342>.
- Chiara Turati, Viola Macchi Cassia, Francesca Simion, Irene Leo. Newborns' face recognition: role of inner and outer facial features. *Child Development*. 2006. № 77(2). P. 297-311. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8624.2006.00871.x>.
- Viola P., Jones M.J. Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features. *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* : conference paper. IEEE, 2001. P. 511-518. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2001.990517>.
- Местецкий Л. М. Математические методы распознавания образов: курс лекций. Москва : МГУ им. М.В. Ломоносова, 2000. 85 с.

Надійшла до редколегії 05.11.2021

Схвалена до друку 14.12.2021

Відомості про авторів:

Шматко Олександр Віталійович
кандидат фізико-математичних наук
доцент кафедри
Національного технічного університету "ХПІ",
Харків, Україна
<https://orcid.org/0000-0002-2426-900X>

Information about the authors:

Alexander Shmatko
PhD in Physical and Mathematical
Associate Professor of the Department
of the National Technical University "KhPI",
Kharkiv, Ukraine
<https://orcid.org/0000-0002-2426-900X>

Голоскокова Анна Олександрівна

кандидат технічних наук
доцент кафедри
Національного технічного університету “ХПІ”,
Харків, Україна
<https://orcid.org/0000-0001-9012-7889>

Anna Goloskokova

PhD in Engineering
Associate Professor of the Department
of the National Technical University “KhPI”,
Kharkiv, Ukraine
<https://orcid.org/0000-0001-9012-7889>

Мілевський Станіслав Валерійович

кандидат економічних наук
доцент кафедри
Національного технічного університету “ХПІ”,
Харків, Україна
<https://orcid.org/0000-0001-5087-7036>

Stanislav Milevskyi

PhD in Economics
Associate Professor of the Department
of the National Technical University “KhPI”,
Kharkiv, Ukraine
<https://orcid.org/0000-0001-5087-7036>

Воропай Наталя Ігорівна

кандидат технічних наук
асистент
Національного технічного університету “ХПІ”,
Харків, Україна
<https://orcid.org/0000-0003-1321-7324>

Natalia Voropay

PhD in Engineering
Assistant Lecturer
of the National Technical University “KhPI”,
Kharkiv, Ukraine
<https://orcid.org/0000-0003-1321-7324>

ИНФОРМАЦИОННАЯ СИСТЕМА РАСПОЗНАВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

О.В. Шматко, А.А. Голоскокова, С.В. Милевский, Н.И. Воропай

Классификация данных при наличии шума может привести к гораздо худшим результатам, чем ожидалось, для чистых шаблонов. В данной работе была исследована проблема распознавания и идентификации личности в видеоряде. Основные результаты, представленные в данной работе – это экспериментальное исследование влияния различных типов шума и повышения безопасности путем разработки компьютерной системы для распознавания и идентификации пользователей в видеоряде. На основе изучения методов и алгоритмов поиска лиц на изображениях были выбраны метод Виолы-Джонса, вейвлет-преобразование и метод главных компонент. Эти методы являются одними из лучших по соотношению эффективности распознавания и скорости работы. Однако обучение классификаторов происходит очень медленно, но результаты поиска лица оперативны.

Ключевые слова: алгоритм, изображение, видеоряд, распознавание изображений, множество.

IMAGE RECOGNITION INFORMATION SYSTEM

A. Shmatko, A. Goloskokova, S. Milevskyi, N. Voropay

Data classification in presence of noise can lead to much worse results than expected for pure patterns. In this paper was investigated problem of the research is the process of user recognition and identification in the video sequence. The main contributions presented in this paper are experimental examination of influence of different types of noise and to the increase the security by developing a computer system for recognizing and identifying users in the video sequence. Based on the study of methods and algorithms for finding faces in images, the Viola-Jones method, wavelet transform and the method of principal components were chosen. These methods are among the best in terms of the ratio of recognition efficiency and work speed. However, the training of classifiers is very slow, but the face search results are very fast. The developed software is not time consuming, has good indicators of recognition quality through the use of efficient algorithms. Also, the software does not require expensive equipment, which is quite a big advantage, because small IT companies can easily afford it, providing secure access to their employees. Thanks to the above numerical experiments, we can say that the program has good personal identification and is able to recognize faces at different distances, lighting, as well as in the presence of some obstacles.

Keywords: algorithm, image, video sequence, image recognition, set.