



Л.-В. Я. Рибак, М. В. Дендюк

Національний лісотехнічний університет України, м. Львів, Україна

РОЗПІЗНАВАННЯ ЛЮДСЬКОГО ОБЛИЧЧЯ НА ПІДСТАВІ АНАЛІЗУ ЙОГО ЗОБРАЖЕННЯ МОДЕЛЯМИ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ І МЕТОДОМ ВЛАСНИХ ГРАНЕЙ

Зібрано результати розпізнавання людських обличч з використанням моделей машинного навчання. Проведено порівняння результатів розпізнавання людських обличч з використанням моделей штучних нейронних мереж та з попередньо отриманими результатами розпізнавання класичними лінійними методами. Проаналізовано особливості розпізнавання людських обличч моделями штучних нейронних мереж, описано можливі обмеження та проблеми такого підходу. Здійснено аналіз апаратного забезпечення, яке буде використано з нейронними мережами та встановлено вплив, який воно матиме на результати проведеного експерименту. Обґрунтовано можливість використання саме моделей машинного навчання для розпізнавання людських обличч. Коротко описано моделі штучних нейронних мереж, їх параметри, вхідні та вихідні дані, щоб забезпечити відтворюваність експерименту і надати читачеві чітке розуміння умов, за яких отримано результати дослідження. Проаналізовано можливість практичного застосування таких моделей для розпізнавання людських обличч. З використанням цих моделей реалізовано програмне забезпечення для здійснення експериментального дослідження з ідентифікації та розпізнавання людських обличч. Для реалізації програмного забезпечення використано мову програмування Python, фреймворк глибокого навчання Pytorch, моделі машинного навчання opxx та засоби для роботи з нейронними мережами із OpenCV. Проведено навчання моделей для ідентифікації та розпізнавання людських обличч. Сформовано галерею зображень на підставі вхідних відео, яку використано для зіставлення з іменами під час розпізнавання людських обличч моделями. Результати навчання збережено у вигляді натренованих моделей та контейнера із з архівованими зображеннями. Результати використання моделей продемонстровано у цифровому та візуальному виглядах. Експериментально виміряно характеристики розпізнаних обличч на вхідних відео та зібрано численні характеристики: деякої кількості вхідних фреймів, виявлення обличч, впевненість виявлених обличч, тривалість виявлення обличч, розпізнанні обличчя з відомим іменем, розпізнанні обличчя з невідомим іменем та середньою тривалістю розпізнавання людських обличч. Подано ці результати у вигляді текстового та графічного відображення. Здійснено порівняння отриманих даних з методом власних граней. За результатами проведеного експерименту встановлено ефективність розпізнавання людських обличч з використанням моделей штучних нейронних мереж.

Ключові слова: методи машинного навчання; класичні лінійні методи; центральний та графічний процесори; глибоке навчання моделей.

Вступ / Introduction

У сучасній сфері комп'ютерного зору технологія розпізнавання людських обличч є однією з найдинамічніших, адже привертає увагу наукової спільноти через поєднання штучного інтелекту та біометричної ідентифікації. Водночас, основою такого розпізнавання є методи машинного навчання. З огляду на послідовне вдосконалення та розвиток апаратного забезпечення та високу точність моделей машинного навчання дедалі частіше стали витісняти класичні статичні методи із промислових, побутових і безпекових рішень [16].

Через масове використання камер, відеозв'язку та зображень наразі виник запит на аналіз та ідентифікацію обличч, де на заміну класичним методам розпізнавання прийшли системи машинного навчання. Вони отримали свою популярність саме через гнучкість під час роботи з різними даними, на відміну від певної статич-

ності класичних методів і можливості підлаштуватися тільки під конкретну ситуацію. Це забезпечується здатністю до самостійного навчання системи на великих масивах даних, що постійно підвищує якість, швидкість та адаптивність алгоритмів розпізнавання [5].

Експеримент, проведений у роботі [13], спрямований на порівняльний аналіз технології розпізнавання людських обличч класичним методом власних граней та динамічним методом машинного навчання. Здійснивши таке порівняння, можна краще зрозуміти, для яких ситуацій та на якому апаратному забезпеченні який з підходів буде ефективнішим. Для заміру використаємо чисельні характеристики, які стосуються ідентифікації та розпізнавання людських обличч, а саме: швидкість, якість, впевненість і точність.

Ідентифікація (або визначення) людських обличч – це знаходження тільки координат обличчя на зображенні

Інформація про авторів:

Рибак Лев-Володимир Ярославович, аспірант, кафедра комп'ютерних наук. Email: rybaklevko@ukr.net;

<https://orcid.org/0000-0002-5915-5520>

Дендюк Михайло Володимирович, канд. техн. наук, доцент, кафедра комп'ютерних наук. Email: dendyuk@nltu.edu.ua;

<https://orcid.org/0000-0002-7631-022X>

Цитування за ДСТУ: Рибак Л.-В. Я., Дендюк М. В. Розпізнавання людського обличчя на підставі аналізу його зображення моделями штучних нейронних мереж і методом власних граней. Науковий вісник НЛТУ України. 2025, т. 35, № 6. С. 96–102.

Citation APA: Rybak, L.-V. Ya., & Dendiuk, M. V. (2025). Human face recognition based on image analysis with artificial neural network models and the eigenface method. *Scientific Bulletin of UNFU*, 35(6), 96–102. <https://doi.org/10.36930/40350611>

та коефіцієнта впевненості для них. Розпізнавання людських облич – це встановлення імені людини на зображенні згідно з координатами, отриманими з етапу визначення. Результатами розпізнавання буде ім'я та впевненість у цьому імені з боку моделі.

Тому актуальною проблемою дослідження є знаходження відмінності якості роботи сучасних нелінійних моделей штучних нейронних мереж та класичним математичним підходом на підставі методу власних граней.

Об'єкт дослідження – розпізнавання людських облич на підставі аналізу отриманих зображень та порівняння їх зі збереженими моделями оригіналів облич.

Предмет дослідження – методи і засоби розпізнавання людських облич на підставі аналізу ознак "живого" зображення, які базуються на вимірюванні відстаней між різними його точками з урахуванням впливу вхідних параметрів, що дасть змогу розпізнати інші обличчя, які відповідають унікальній біометричній характеристиці оригінальної особи.

Мета роботи – здійснити порівняльний аналіз ефективності ідентифікації та розпізнавання людських облич моделями штучних нейронних мереж і методом власних граней за відповідними характеристиками, що дасть змогу виявляти унікальні функції ідентифікації із вхідних даних зображення обличчя та зіставляти їх з банком еталонних функцій для визначення особистості людини в запиті.

Для досягнення зазначеної мети визначено такі основні завдання дослідження:

- проаналізувати архітектуру моделей машинного навчання для ідентифікації та розпізнавання людських облич, що дасть змогу використати придатні моделі для запланованого експерименту;
- побудувати вектори ознак для моделей машинного навчання людських облич, що зробить можливим роботу моделі з розпізнавання людських облич;
- сформувати галереї зображень для зіставлення результатів розпізнавання облич з реальними іменами, що дасть змогу знайти коректне ім'я для людини на зображенні;
- дослідити ефективність роботи нейронних мереж за умов аналогічних до методів власних граней, що дасть змогу отримати дані для порівняння за ідентичними показниками;
- узагальнити результати дослідження для вибору придатного підходу під час розпізнавання облич, що дасть змогу сформувати рекомендації щодо практичного й наукового використання різних підходів.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Підходи та проблеми розпізнавання людських облич є однією з найпоширеніших тем, які досліджують у сфері комп'ютерного зору та штучного інтелекту [16]. Спершу класичні підходи до розпізнавання людських облич базувалися на лінійних статичних методах, з яких можна виокремити метод власних граней [13].

У своєму дослідженні [17] стосовно розпізнавання людських облич цим методом зазначено, що "подання обличчя у вигляді комбінації власних векторів дає змогу ефективно зменшити розмірність даних і зберегти найбільш значущі ознаки образу". У їхньому підході використано математичне рішення проблеми розпізнавання осіб на зображення, яке базувалося на методі головних компонент. Незважаючи на певні хороші результати, подальші дослідження продемонстрували недоліки цього підходу, а саме: залежність від умов освітлення, кута зображення відносно обличчя та виразу об-

личчя, що свідчить про певну обмеженість у можливості застосування цього методу в реальних сценаріях [1].

У роботі [5] описано появу глибокого навчання моделей машинного навчання, що започаткувала нову еру у розпізнаванні облич, оскільки відбувся перехід від класичних лінійних підходів до нелінійних на підставі штучного інтелекту.

У роботі [16] запропоновано новий підхід DeepFace, у якому провели об'єднання глибокої згортової нейронної мережі (CNN) з тривимірним визначенням параметрів облич. Унаслідок цього було досягнуто 97,35 % точності розпізнавання людських облич. Тобто фактично результатом цієї роботи стало різке скорочення відмінності між людським сприйняттям та результатом роботи штучних нейронних мереж. Це стало можливим завдяки тому, що з'явилася можливість навчати нейронні мережі без ручного вибору ознак зі складними патернами, що вирішило частину проблем, які виникли ще у класичних підходах.

Подальший розвиток відбувся завдяки роботі [14], у якій виник новий принцип – векторне подання обличчя. Людські обличчя кластеризуються з використанням простору векторних подань унаслідок того, що відстань між зображеннями однієї особи скорочується, а між різними особами, навпаки, збільшується. Унаслідок цього можна розподілити аналізоване обличчя за евклідовою відстанню. Такий підхід до розподілення зображень має назву triple loss.

Метод розпізнавання людських облич набув істотного вдосконалення з виходом моделі Arcface, яку описано у підході [4] з використанням адитивних втрат кутового запасу для формування більш роздільного простору. Унаслідок цього це привело до кращої міжкласової роздільності, що вдосконалило узагальнення нових облич.

У праці [19] продемонстровано розвиток методів, спрямованих на вирівнювання рис облич, щоб зменшити похибки розпізнавання людських облич. Запропонована модель MTCNN проводить одночасне знаходження області обличчя та локалізацію її ключових точок (очі, ніс, рот), що відчутно покращує подальші результати розпізнавання облич.

Також проводять дослідження, спрямовані на обчислювальні ефективності моделей розпізнавання та ідентифікацію людських облич. У роботі [11] показано, що для роботи з великими моделями необхідні значні ресурси апаратного забезпечення, тому задля їх врегулювання звернулися до кращої архітектури ONNX (англ. *Open Neural Network Exchange* – відкрита бібліотека програмного забезпечення для побудови нейронних мереж глибокого навчання) та форматів врегулювання (INT8-квантування) [3].

Здійснений аналітичний аналіз літературних джерел демонструє, що незважаючи на посилений розвиток цієї сфери, досі залишається відкритим питання системного порівняння класичного методу Eigenfaces і глибоких моделей машинного навчання. Оскільки у відкритих джерелах відсутній якісний емпіричний аналіз такого порівняння, яке одночасно оцінювало б точність, швидкість та стійкість обох підходів на однакових наборах даних і апаратних умовах. Це зумовлює нагальну потребу проведення такого дослідження.

Матеріали та методи дослідження. Експеримент було проведено у середовищі Python 3.11 з використан-

ням бібліотек OpenCV, pandas, numpy, time, insightface, onnxruntime. Застосовано пристрій – Raspberry Pi 4 Model B (ARM Cortex-A72, 4GB RAM). Для ідентифікації обличчя було використано бібліотеку InsightFace та її підмодуль FaceAnalysis, формат зображень для визначення 640×640.

Для розпізнавання людського обличчя було використано відкриті набори даних LFW, CelebA та CASIA. Для цього зображення перед розпізнаванням було нормалізовано до 112×112 пікселів. Як для розпізнавання обличчя людини, так і для ідентифікації обличчя було використано RGB-зображення. Для Eigenface було реалізовано підхід через аналіз головних компонент. Унаслідок цього зображення форматовано до простору головних векторів. Порівняльний аналіз для методу власних граней здійснено за евклідовою відстанню.

Для моделей машинного навчання використали моделі у форматі.onnx, які зводили до 512-вимірних векторів ознак. Порівняння проводили за косинусною подібністю. Оцінювання кожної з ефективності здійснено за метриками: час, точність, впевненість та наявність розпізнавання як такого.

Отже, такі матеріали та методи можуть забезпечити якість та об'єктивне порівняння ефективності методу власних граней і штучних нейронних мереж, згідно з поставленою метою.

Результати дослідження та їх обговорення / Research results and their discussion

Для проведення експерименту спершу підготуємо моделі штучних нейронних мереж для ідентифікації та розпізнавання людських обличч. Для ідентифікації обличчя використаємо модель SCRFD det_500 m.onnx [8], оскільки вона є легкою та високоефективною моделлю, яку можна використати на пристроях з низькими обчислювальними потужностями, що якраз є необхідним для експерименту. Вона використовує малу кількість параметрів, оптимізований граф ONNX, тому зберігає малий розмір та можливість ефективної роботи на апаратному забезпеченні, затребуваному у цьому експерименті. Для роботи з цією моделлю використаємо фреймворк InsightFace. Вхідні зображення будуть читати з відео й перетворювати їх у формат 640×640, необхідний для коректної роботи моделі. Унаслідок цього буде отримано розпізнання обличчя у вигляді координат та впевненості розпізнавання (рис. 1).

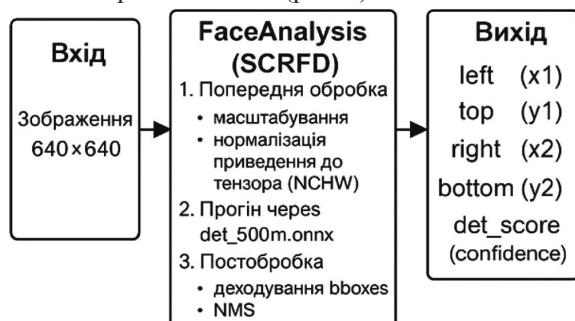


Рис. 1. Послідовність роботи моделі ідентифікації обличчя / Sequence of operation of the face identification model

Також варто відзначити певний недолік використання цієї та моделі для розпізнавання на затребуваному апаратному забезпеченні. Формат onnx/tflite не може працювати на графічному процесорі Raspberry 4 Broadcom VideoCore VI, оскільки він не підтримує такий фор-

мат моделей. Відповідно модель у форматі onnx можна було запускати тільки на центральному процесорі, що призведе до зменшення ефективності на великих обсягах даних.

Для розпізнавання людських обличч використаємо модель Arcface [4]. Задля покращення її швидкодії, зокрема на платформі Raspberry Pi, видалення зайвих вузлів і шарів, врегулювання структури та зменшення розміру, здійснимо процедуру спрощення моделі з використанням ONNX Simplifier (рис. 2) через команду onnxsim з використанням мови програмування Python.

	Original	Simplified
Add	35	35
BatchNormalization	17	17
Constant	164	164
Conv	37	37
MatMul	1	1
Mul	18	18
Neg	17	17
Relu	34	34
Reshape	1	1
Transpose	2	2
Model Size	130.3MiB	130.3MiB

Рис. 2. Результати спрощення моделі розпізнавання людських обличч / Results of recognition model simplification

Для розпізнавання людського обличчя потрібно сформувати галерею зображень користувачів, щоб можна було їх зіставляти із вхідними даними й знаходити ім'я особи. Для цього потрібно завантажити галерею вхідних зображень та за першого запуску програми сформувати галерею у форматі.prz. Цей формат зберігає один або кілька масивів даних у скомпресованому форматі. Він містить ваги моделей, вектори власних ознак, ознаки й мітки та іншу інформацію про зображення.

Отже, можна підсумувати принцип роботи моделі Arcface для розпізнавання людських обличч. Спершу на вхід подаються координати, отримані з етапу розпізнавання людських обличч та саме зображення, вони конвертуються у розмір 112×112 для швидкодії, з цього зображення здійснюється вирізка за переданими координатами. Опісля формулюється вектор власних ознак (embeddings), який охоплює кілька проміжних етапів: створення блоку NHWC та прив'язання за іменем, конвертація формату та нормалізація за ознакою L2. Наступним кроком буде використання цього вектора власних ознак, функції косинусної подібності та галереї зображень у форматі.prz для виявлення особи. Також, при цьому результати такого розпізнавання фільтруються за коефіцієнтом розпізнавання людських обличч. Якщо отримане значення менше від цього коефіцієнта, то знайдене ім'я та подібність будуть відкинуті (рис. 3). Унаслідок цього отримуємо ім'я персони, впевненість у розпізнаванні та чи було обличчя розпізнано взагалі (best_name, best_sim, find_face).

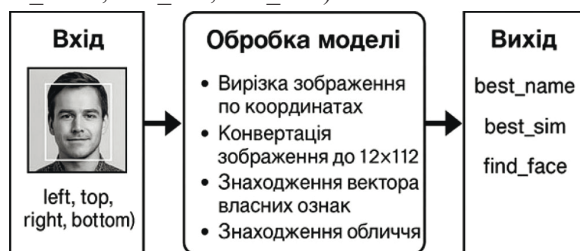


Рис. 3. Принцип роботи моделі розпізнавання людських обличч / How the human face recognition model works

Результати розпізнавання людських облич також можна подати у вигляді результуючого зображення, на яке накладаються фінальні координати визначення зображення, ім'я особи та коефіцієнт розпізнавання (рис. 4). Як бачимо обличчя обведено прямокутником, зверху в лівому куті можна побачити визначене ім'я Lev та впевненість у розпізнаванні 0.8.

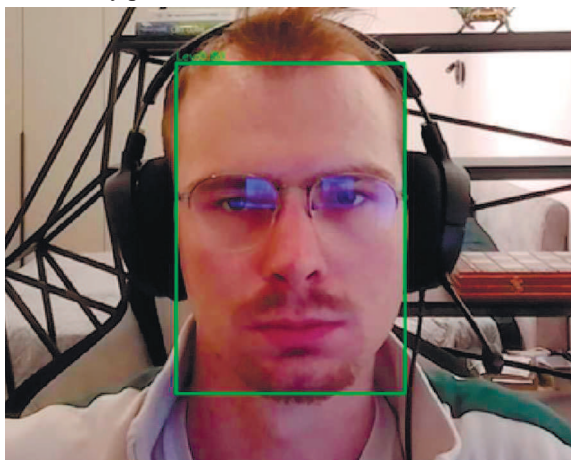


Рис. 4. Результат розпізнавання у візуальному вигляді / Face recognition result in visual form

Тепер, коли всі кроки з використання моделей для ідентифікації та розпізнавання людських облич описано, можна перейти безпосередньо до проведення експерименту з вимірювання кількісних характеристик такого розпізнавання та його порівняння з результатами, визначеними методом власних граней [13].

Для проведення замірів використаємо ті самі вхідні відео та особи, щоб максимально зберегти об'єктивність результатів. Також з'явилися деякі додаткові показники, оскільки, на відміну від методу власних граней, новий підхід розбиває процес розпізнавання та ідентифікації обличчя на два етапи, що дає змогу зібрати більш деталізовану інформацію. Підсумовуючи, дані зібрано за такими характеристиками: загальна кількість кадрів, кількість виявлених облич, середня тривалість виявлення (мс), середня впевненість виявлення, кадри без розпізнавання людського обличчя, кількість відомих імен, кількість невідомих імен та середня тривалість виявлення (мс).

Аналогічно до дослідження методом власних граней проведемо спостереження на двох пристроях: на персональному комп'ютері та одноплатному комп'ютері Raspberry Pi.

Raspberry Pi 4 Model B володіє такими технічними характеристиками: чотирьохядерний центральний процесор з частотою такту 1.5 ГГц ARM Cortex-A72 (64-розрядний), 2 ГБ оперативної пам'яті та графічний процесор Broadcom VideoCore VI. Ключовим тут є центральний процесор, оскільки графічний процесор на такому пристрої не підтримує роботу з onnx-моделлями.

Для розширених результатів виміру здійснимо їх також на ноутбуці Asus ROG Zephyrus G14, який володіє: центральним процесором AMD Ryzen 9 7940HS (восьмиядерний, частота такту 5.2 ГГц), 16 ГБ оперативної пам'яті та графічним процесором NVIDIA GeForce RTX 4060. Цей пристрій міг би здійснювати розпізнавання людських облич із використанням свого потужного графічного процесора, оскільки є ядро CUDA графічного процесора (NVIDIA), який сумісний з моделями onnx,

але для коректного порівняння з Raspberry Pi ми також використаємо центральний процесор.

Проведемо описаний експеримент з використанням обох пристроїв та нейронних штучних мереж. Результати, отримані на ноутбуці, не мають якогось практичного значення, однак їх можна використати як зразкові результати, на які варто орієнтуватися під час роботи на пристроях класифікованих як вбудовані, тобто з обмеженими обчислювальними можливостями.

Результати розпізнавання людських облич виведемо у текстовому і графічному форматах (рис. 5, 6). Результати розділено за категоріями ідентифікації та розпізнавання людських облич.

1) Результати Asus: Lev. Frame counter: 681.

Ідентифікація: detected faces: 681, det avg time 17.70 ms, det avg confidence 0.761.

Розпізнавання: frames without recognition 0, Known names: 637, Unknown names: 44, Reco avg time: 63.57 ms
Gaidai: Frame counter: 873.

Ідентифікація: detected faces: 873, det avg time 12.76 ms, det avg confidence 0.745.

Розпізнавання: frames without recognition 313, Known names: 513, Unknown names: 46, Reco avg time: 58.85 ms

2) Результати Raspberry PI: Lev. Frame counter: 681.

Ідентифікація: detected faces: 681, det avg time 453.33 ms, det avg confidence 0.761.

Розпізнавання: frames without recognition 0, Known names: 631, Unknown names: 50, Reco avg time: 904.12 ms
Gaidai. Frame counter: 873.

Ідентифікація: detected faces: 873, det avg time 406.74 ms, det avg confidence 0.745.

Розпізнавання: frames without recognition 303, Known names: 525, Unknown names: 44, Reco avg time: 912.89 ms.

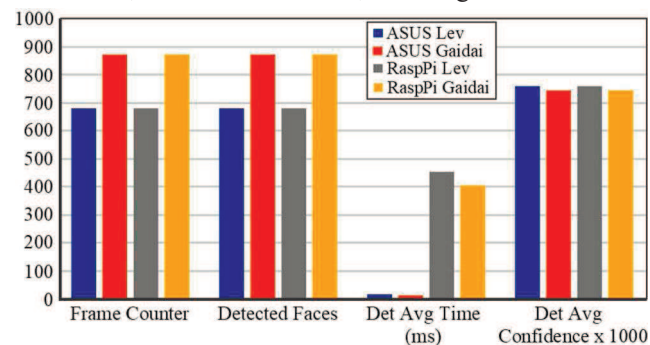


Рис. 5. Порівняння ідентифікації людських облич / Comparison of detection

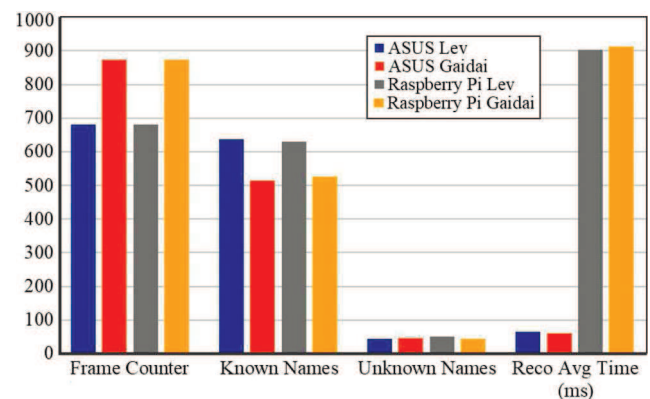


Рис. 6. Результати розпізнавання людських облич / Results of face recognition

Тепер проведемо підсумкове порівняння методу власних граней з роботи [13] та результатів з викорис-

танням моделей штучних нейронних мереж. Зведемо всі дані у підсумкові графіки (рис. 7). Використаємо тільки спільні для обох графіків показники зображення без розпізнавання людських облич, кількість відомих імен, кількість невідомих імен та середню тривалість.

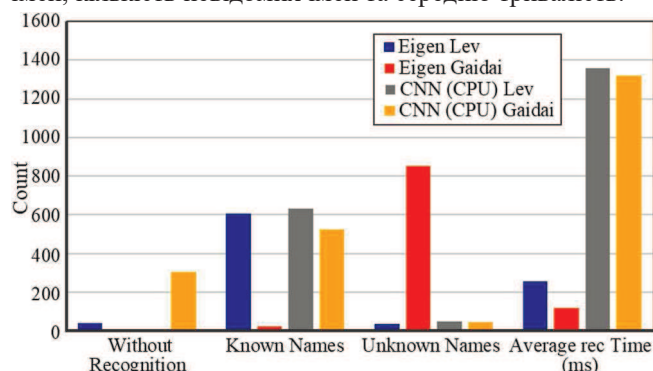


Рис. 7. Порівняння методу власних граней та моделі штучних нейронних мереж / Comparison of the eigenface method and artificial neural network models

З цього порівняння можемо побачити, що модель штучних нейронних мереж продемонструвала значно гіршу швидкість розпізнавання людських облич. Це пов'язано з тим, що експеримент проводили на центральному процесорі, а не на графічному через обмеження використання opxx-моделей. Саме графічний процесор забезпечує паралелелізм нейронним мережам, що робить їх такими швидкими. Також досить цікаво виглядають результати роботи самого розпізнавання людських облич. Для відео 1 з особою Gaidai кількість зображень без розпізнавання для підходу з нейронними мережами є значно вищою (0 – для власних граней та 303 – для машинного навчання), однак якщо етап ідентифікації обличчя пройдено, то розпізнавання демонструє відчутно краще розпізнавання 525 облич впізнано коректно, порівняно з тільки 20 – для методу власних граней. Тобто на виході кількість зображень з розпізнаними обличчями є значно вищою саме для методу машинного навчання. Аналогічна ситуація для відео 2 з персонажем Lev, де кількість розпізнавань теж є вищою.

Обговорення результатів дослідження. У дослідженні [10] автори проаналізували низьку надійність класичних методів розпізнавання з використанням PCA під час роботи з нерегулярними наборами даних. У таких випадках вони можуть поступатися сучасним моделям штучних нейронних мереж на 30-40 % за точністю розпізнавання людських облич.

Також у роботі [2] було описано як завдяки використанню верифікації облич через кутову маржу, модель Arcface може демонструвати значно кращі результати у завданнях ідентифікації. Експериментальні дані, які отримані в нашому дослідженні, підтверджують цю тезу.

Автори у своїй праці [12] навели результати тестування моделей штучних нейронних мереж на вбудованих системах, які можуть працювати в реальному часі, зокрема з Raspberry Pi. Вони зазначають, що без використання додаткових підходів до врегулювання роботи моделей, тривалість розпізнавання становить 1-2 с, що близько до результатів, отриманих у проведеному дослідженні (1300-1400 мс).

У роботі [18] показано, яким саме використанням "легких" варіантів моделей може істотно скоротити тривалість їх опрацювання та зменшити об'єм пам'яті, які

вони використовують на пристрої. При цьому не спостережено надмірного падіння точності. Фактично це відкриває подальший шлях до покращення системи, яку було розроблено, що також згадано і в нашій роботі.

Порівняльний аналіз, наведений у публікації [15], повторно підтверджує властивість класичних лінійних методів, зокрема методу власних граней, до ефективної роботи тільки у середовищах з контрольованими умовами. Дані, які отримані у нашій роботі для цього методу, цілком узгоджуються з висновками дослідження.

У роботі [6] автори вказали на величезний вплив ідентифікації обличчя (SCRFD) на точність подальшого розпізнавання людських облич. Наші власні результати ідентифікації обличчя з комбінацією моделі розпізнавання SCRFD та моделі ідентифікації обличчя Arcface теж вказують на критичність правильності роботи саме моделі ідентифікації обличчя як таких.

У роботі [7] наведено порівняльний аналіз якості лінійної регресії за головними компонентами, побудованої робустишими та класичними методами. Автори вважають, що у моделях множинної лінійної регресії часто існує сильна кореляція між пояснювальними змінними (ознаками), яка називається мультиколінеарністю. Мультиколінеарність може призвести до значних проблем, істотних помилок в оцінюванні коефіцієнтів регресії, незначущості більшості змінних та нестабільності даних. Це призводить до хаотичних змін коефіцієнтів та неправдоподібності, а іноді й до навмисної неадекватності отриманих результатів. Все це впливає на інтерпретованість моделей лінійної регресії, ускладнюючи визначення індивідуального впливу кожного регресора на залежну змінну (відгук). Наприклад, у машинному навчанні регресійна модель може добре відповідати навчальному набору даних, але погано працювати на новому наборі даних, який вона ніколи не бачила. З огляду на зазначене вище автори у роботі [9] розглянули модель лінійної регресії з корельованими регресорами, що мають забруднений гауссівський розподіл. Для подолання мультиколінеарності використовується метод побудови регресії за головними компонентами, що передбачає використання робустих методів побудови головних компонент. Вплив величини забруднення регресора на коефіцієнт детермінації досліджується за допомогою стохастичного моделювання.

Унаслідок обговорення результатів дослідження виявлено, що бракує досліджень саме у сфері порівняння якості роботи класичних методів розпізнавання та сучасних глибоких методів на різному апаратному забезпеченні. Це свідчить про доцільність проведеного експерименту.

Отже, внаслідок виконаної роботи можна сформулювати такі наукову новизну та практичну значущість результатів дослідження.

Наукова новизна отриманих результатів дослідження – отримав подальший розвиток метод ідентифікації та розпізнавання людських облич на підставі аналізу ознак "живого" зображення, який, на відміну від наявних, базується на вимірюванні відстаней між різними його точками з урахуванням впливу вхідних параметрів, що дає змогу виявляти унікальні функції ідентифікації із вхідних даних зображення обличчя та зіставляти їх з банком еталонних функцій для визначення особистості людини в запиті, а також виявляти збіги облич у сценаріях, де люди не здатні цього зробити.

Практична значущість результатів дослідження – можна використати для систем контролю доступу, відеонагляду, перевірки автентифікації та збирання масивів зображень зі специфічними даними, що дасть змогу здійснити вибір придатного алгоритму для вбудованих систем, удосконалити біометричні системи безпеки та зібрати навчальні масиви даних.

Висновки / Conclusions

Здійснено порівняльний аналіз ефективності ідентифікації та розпізнавання людських обличчя моделями штучних нейронних мереж і методом власних граней за відповідними характеристиками, що дало змогу виявляти унікальні функції ідентифікації із вхідних даних зображення обличчя та зіставляти їх з банком еталонних функцій для визначення особистості людини в запиті. За результатами проведеного дослідження можна зробити такі висновки.

1. Проведено експеримент, який містив запуск спостережень на двох платформах (ПК та Raspberry PI) та порівняння за характеристиками якості розпізнавань (кого/чого? невже обличчя?), кількості розпізнавань, швидкості розпізнавань та впевненості у розпізнаваннях.
2. Досліджено, що метод власних граней є швидшим, однак частіше не виявляє особу на зображенні. Похибка спостерігається зокрема в умовах зображень із кутим нахилу, мімікою тощо. Виявлено значні похибки у впізнаванні, особливо в умовах реальної варіативності зображень. Навіть у випадку, якщо кількість визначень обличчя є більшою, ніж для методу машинного навчання людських обличчя, кількість розпізнавань є значно меншою (англ. *Unknown and Face Without Recognition*). Це збігається з очікуваними недоліками лінійного підходу, описаними в аналізі літератури.
3. З'ясовано, що комбінація моделей Arcface та SCRFD є точнішою і надійнішою, продемонструвавши кращі показники розпізнавання за ускладнених умов.
4. Встановлено, що апаратне забезпечення та його обмеження відіграють ключову роль у швидкодії моделей штучних нейронних мереж, а саме відчутно збільшують тривалість розпізнавання на центральному процесорі, замість використання графічного.
5. Проаналізовано результати проведеного експерименту, які демонструють важливість вибору алгоритму залежно від обставин та принципів застосування. Якщо пріоритетним є саме якість розпізнавання людських обличчя, то краще звернутися до моделей машинного навчання. Якщо швидкодія й зовнішні обставини не можуть впливати на якість відображення (контрольовані умови), то метод власних граней.

Унаслідок цього проведеного дослідження було підтверджено деякі припущення теоретичного аналізу, отримані з літературних джерел. Вдалося розширити проведений аналіз за рахунок оцінювання ефективності та виявлення практичних обмежень використання різних підходів до розпізнавання людських обличчя на відмінному апаратному забезпеченні в реальних умовах.

References

1. Belhumeur, P. N., Hespanha, J. P., & Kriegman, D. J. (1997). Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition using class specific linear projection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19(7), 711–720. <https://doi.org/10.1109/34.598228>
2. Chen, L., & Wang, Y. (2022). Performance Analysis of Angular-Margin-Based Face Recognition Models. *Pattern Recognition Letters*, 158, 75–82. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2022.03.014>
3. Cao, Q., Shen, L., Xie, W., Parkhi, O. M., & Zisserman, A. (2018). VGGFace2: A dataset for recognising faces across pose and age. *Proceedings of the IEEE International Conference on*

Automatic Face & Gesture Recognition, pp. 67–74. <https://doi.org/10.1109/FG.2018.00020>

4. Deng, J., Guo, J., Niannan, X., & Zafeiriou, S. (2019). ArcFace: Additive angular margin loss for deep face recognition. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 4690–4699. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2019.00482>
5. Deng, L., Li, J., Huang, J.-T., Yao, K., Yu, D., Seide, F., Seltzer, M., Zweig, G., He, X., Williams, J., Gong, Y., & Acero, A. (2013). Recent advances in deep learning for speech research at Microsoft. *2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 8604–8608. <https://doi.org/10.1109/ICASSP.2013.6639345>
6. Fernandes, A., Costa, R., & Silva, P. (2023). Impact of Face Detection Accuracy on Deep Embedding-Based Recognition. *Image and Vision Computing*, 132, article ID 104666. <https://doi.org/10.1016/j.imavis.2023.104666>
7. Goryainov, V. B., & Goryainova, E. R. (2024). Comparative Analysis of the Quality of Linear Regression on Principal Components Constructed by Robust and Classical Methods. *2024 17th International Conference on Management of Large-Scale System Development (MLSD)*, pp. 1–5. <https://doi.org/10.1109/MLSD61779.2024.10739442>
8. Guo, J., Zhang, X., & Zafeiriou, S. (2018). Towards fast, accurate and stable 3D dense face alignment. *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 133–145. https://doi.org/10.1007/978-3-030-11009-3_35
9. Kalantzis, V., Squillante, M. S., & Wu, C. Wah. (). Stable Iterative Solvers for Ill-Conditioned Linear Systems and Least Squares. *2025 IEEE High Performance Extreme Computing Conference (HPEC)*, Wakefield, MA, USA, 2025, pp. 1–7. <https://doi.org/10.1109/HPEC67600.2025.11196243>
10. Liu, Y., Zhang, T., & He, X. (2021). Comparative Evaluation of Classical and Deep Learning Approaches for Face Recognition. *IEEE Access*, 9, 132540–132553. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3112124>
11. Parkhi, O. M., Vedaldi, A., & Zisserman, A. (2015). Deep Face Recognition. *Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC)*, 41.1–41.12. <https://doi.org/10.5244/C.29.41>
12. Rahman, M., Das, S., & Akhtar, N. (2023). Real-Time Face Recognition on Embedded Devices: Challenges and Optimizations. *Journal of Real-Time Image Processing*, 20(4), 1123–1136. <https://doi.org/10.1007/s11554-022-01183-9>
13. Rybak, L.-V., & Dendiuk, M. (2024). Research of comparative characteristics of face recognition on different platforms. *Herald of Khmelnytskyi National University. Technical Sciences*, 15, 239–244. URL: <https://heraldts.khmmu.edu.ua/index.php/heraldts/issue/view/15>
14. Schroff, F., Kalenichenko, D., & Philbin, J. (2015). FaceNet: A unified embedding for face recognition and clustering. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 815–823. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2015.7298682>
15. Suri, R., & Patel, A. (2021). Revisiting Eigenfaces and Fisherfaces: Relevance in Modern Vision Systems. *Applied Intelligence*, 51, 7124–7138. <https://doi.org/10.1007/s10489-020-02127-y>
16. Taigman, Y., Yang, M., Ranzato, M., & Wolf, L. (2014). DeepFace: Closing the gap to human-level performance in face verification. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 1701–1708. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2014.220>
17. Turk, M., & Pentland, A. (1991). Face recognition using eigenfaces. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 586–591. <https://doi.org/10.1109/CVPR.1991.139758>
18. Zhang, J., Li, K., & Su, Y. (2020). Lightweight Deep Models for Edge-Based Face Recognition. *Sensors*, 20(22), article ID 6501. <https://doi.org/10.3390/s20226501>
19. Zhang, K., Zhang, Z., Li, Z., & Qiao, Y. (2016). Joint face detection and alignment using multi-task cascaded convolutional networks. *IEEE Signal Processing Letters*, 23(10), 1499–1503. <https://doi.org/10.1109/LSP.2016.2603342>

HUMAN FACE RECOGNITION BASED ON IMAGE ANALYSIS WITH ARTIFICIAL NEURAL NETWORK MODELS AND THE EIGENFACE METHOD

The paper collects the results of face recognition using machine learning models. The accumulated results of face recognition using machine learning models and the previously obtained results using the eigenface method are compared. An analytical review of the approach to face recognition using artificial neural network models is performed. Possible limitations and problems of this approach are described. The hardware that will be used with neural networks is reviewed and what impact it will have on the experiment. Accordingly, the choice of using machine learning models is justified. Artificial neural network models, their parameters, input and output data are briefly described. The possibilities of practical application of such models for face recognition are reviewed. Using these models, software is implemented to conduct experimental research on face detection and recognition. The software implementation uses the Python programming language, the Pytorch deep learning framework, onnx machine learning models, and tools for working with neural networks from OpenCV. Models for face detection and recognition are trained. An image gallery based on the input video is formulated, which is used for matching with names during recognition. The training results are stored in the form of trained models and a container with archived images. The results of using the models are demonstrated in digital and visual form. The characteristics of face recognition on the input video are experimentally measured and the numerical characteristics of the number of input frames, face detection, confidence of detected faces, face detection time, recognition of a face with a known name, recognition of a face with an unknown name, and average recognition time in milliseconds are collected. These results are presented in the form of text and graphic displays. The obtained data are compared with the eigenface method. The results of the experiments establish the effectiveness of face recognition using artificial neural network models.

Keywords: machine learning methods; classical linear methods; CPU; GPU; deep learning models.