

DOI:

УДК 004.93'12

О.О. Шумейко, д.т.н., професор, *shumeiko_a@ukr.net*

В.В. Шевченко, магістр, *volodshzk@gmail.com*

О.О. Жульковський, к.т.н., доцент, *olalzh@ukr.net*

І.І. Жульковська, к.т.н., доцент, *inivzh@gmail.com*

Дніпровський державний технічний університет, м. Кам'янське

ПОРІВНЯЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧ

Розпізнавання облич завоювало свою популярність завдяки своїй унікальності серед інших біометричних методів, тому що має всі характеристики ефективної системи безпеки. Проте існують певні обмеження у системі розпізнавання облич, які необхідно дослідити та вивчити. Так, наприклад, вирішення таких проблем, як зміна освітлення, розташування об'єкту, емоції, віку тощо потребують застосування спеціальних алгоритмів. Використання цих алгоритмів та їх комбінації певною мірою сприятимуть вирішенню подібних задач. У роботі досліджені та застосовані аналіз основних компонентів, лінійний дискримінантний аналіз, незалежний аналіз компонентів та класифікація за допомогою машини опорних векторів. Для реалізації перелічених алгоритмів було використано мову Python та бібліотеку машинного навчання Scikit-learn. Проведено порівняння продуктивності систем на основі точності. Результати досліджень показують, що продуктивність SVM-класифікатора з використанням NMF є найгіршою з точки зору точності передбачення. Ефективність інших моделей, що були натреновані з використанням методів ICA, PCA та LDA, коливається в припустимих межах. Модель, навчена з використанням алгоритму PCA, працює з найвищою точністю передбачення.

Ключові слова: виділення ознак; розпізнавання облич; алгоритми розпізнавання; точність передбачення; нейронна мережа; Python, Scikit-learn.

Face recognition has gained popularity due to its uniqueness among other biometric methods, because it has all the characteristics of an effective security system. However, there are some limitations in face detection that need to be investigated and studied. For example, solving problems such as changing lighting, location of the object, emotions, age, etc. require special algorithms. The use of these algorithms and their combinations will help to solve such problems. In the work Principle Component Analysis, Linear Discriminant Analysis, Independent Component Analysis and classification using Support Vector Machine are investigated and applied. For implementation of the above algorithms the Python language and the library of machine learning Scikit-learn were used. Performance of systems on the basis of accuracy is compared. Research results show that the performance of the SVM classifier using NMF is the worst in terms of predictability. The effectiveness of other models, which were trained using the methods ICA, PCA and LDA, varies within a reasonable range. The model learned with the PCA algorithm works with the highest accuracy of prediction.

Keywords: feature extraction; face recognition; detection algorithms; accuracy of predictability; neural network; Python; Scikit-learn.

Постановка проблеми

У більшості випадків ми дивимося в обличчя і можемо миттєво розпізнати його, якщо вже знайомі з людиною. Люди відрізняють конкретне обличчя у залежності від ряду факторів. Ця природна здатність, якщо її можливо імітувати машинами, може виявитися неоціненною і може забезпечити дуже важливі у реальному житті різноманітні процеси, такі як засоби контролю доступу, національна і міжнародна безпека та оборона тощо.

Останнім часом активно розвиваються технології комп'ютерного зору, за допомогою яких можна ефективніше вирішувати завдання розпізнавання облич. Однією з головних цілей таких технологій є створення систем розпізнавання облич, які б імітували і, у кінцевому рахунку, перевершували можливості людей. За останні роки дослідження техніки розпізнавання облич набули значного прогресу й частково через те, що серед доступних біометричних методів

цей є самим «непомітним». При цьому фактична реалізація таких систем є дуже складною, оскільки потребує врахування всіх можливих змін зовнішнього вигляду, викликаних зміною освітлення, рисами обличчя, змінами пози, роздільною здатністю зображення, шумом датчика, відстанню перегляду, оклюзії тощо. Для усунення таких проблеми необхідно застосування спеціальних алгоритмів та їх комбінацій.

Отже перед роботою ставиться задача аналізу та застосування сучасних алгоритмів розпізнавання облич та порівняння їх продуктивності на основі точності отриманих результатів.

Аналіз останніх досліджень та публікацій

Існує багато ефективних алгоритмів розпізнавання облич [1], які головним чином покладаються на два підходи. Перший — локальна система розпізнавання облич за їх рисами для асоціювання обличчя з людиною. Другий підхід або глобальна система використовує усе обличчя для ідентифікації людини. Два вище зазначені підходи так чи інакше реалізовані різними алгоритмами.

У [2] автори посилаються на кілька останніх підходів детального представлення кожної варіації облич, а також, порівнюючи всі ці підходи, провели детальне дослідження на локальних бінарних шаблонах (Local binary patterns, LBP) як розпізнавання облич працює при різному освітленні. Було зазначено, що при одному зображенні людини більшість методів не демонструють задовільної роботи у порівнянні з обробкою значної кількості зображень. Тому поєднання LPB з іншими техніками покращує роботу з відхиленнями в освітленні.

У [3] запропоновано ефективний алгоритм розпізнавання обличчя за допомогою невід'ємної матричної факторизації (Non-negative Matrix Factorization, NMF) і машини опорних векторів (Support Vector Machine, SVM). Спочатку підпростір обличчя отримано за допомогою алгоритму зменшення розмірів NMF, після чого нове обличчя зберігається на цьому підпросторі з метою розпізнавання. Далі застосовується SVM для класифікації нового зображення обличчя. Зазвичай SVM використовується для пошуку оптимальної гіперплощини, що розділяє лінії, аби максимізувати найближчі вектори обох класів, та зробити SVM застосовним до даних нелінійних роздільних граней.

У [4] представлено схему, що включає три основні елементи: попередня обробка на основі усереднення пікселів для зменшення розміру; застосування нормалізації для мінімізації ефекту яскравості зображення; класифікація за допомогою прихованої моделі Маркова (Embedded Hidden Markov Models, E-HMM). Виділення ознак може успішно проводитися такими методами, як швидке перетворення Фур'є та аналіз основних компонентів (Principal Component Analysis, PCA) або найменших квадратів.

У [5] описано окремий процес, що використовує локальний потрійний шаблон і методи алгоритму Бута для виявлення або запису локальних рис обличчя. Ці методи використовують переваги центрального пікселю для обчислення ознаки. Грані зображень розділені на невеликі вікна, і оскільки класифікація може бути використана краще за допомогою локальних дескрипторів, для обмеження функцій на зображенні виконується поблочна обробка без перекриття. SVM і класифікатор k-найближчих сусідів (k Nearest Neighbours, KNN) із запропонованою мірою подібності використовується для розпізнавання обличчя. Крива робочої характеристики приймача (Receiver Operating Characteristic, ROC) і кумулятивна крива відповідності (Cumulative Match Curve, CMC) будуються для аналізу системи. Експеримент, який було проведено на наборі даних face94 і Olivetti Research Laboratory (ORL), свідчить, що запропонований метод має вищий рівень точності класифікації за більшість відомих методів.

У запропонованому [6] застосуванні отримують риси текстури обличчя за допомогою каскадування двох функцій локального бінарного шаблону (Local Binary Pattern, LBP). Потім розпізнавання облич досягається за допомогою класифікатора SVM. Спочатку локальні особливості текстури деталей граней підблоків проходяться за допомогою відносно невеликих операторів LBP. Потім отримують глобальні характеристики профілю використанням відносно великих операторів LBP. Зрештою, дві отримані гістограми об'єднуються в одну у правильному порядку як остаточно ідентифікаційна ознака.

Розробники [7] запропонували новий алгоритм на основі E-HMM та дискримінаційного набору. Алгоритм поділено на два розділи — перший є навчальним модулем, а другий — мо-

дулем для групування вибраних моделей розпізнавання обличчя. Розроблений алгоритм має дуже високий рівень розпізнавання у порівнянні з іншими методами.

Формулювання мети дослідження

На основі проведеного аналізу встановлено, що для створення ефективної системи розпізнавання обличчя не існує єдиних методів і технологій, які б поєднували всі етапи побудови системи. Тому актуальним є дослідження та застосування вже існуючих методів та класифікаторів розпізнавання обличчя та їх комбінування.

Отже метою даної роботи є виявлення ефективних сучасних алгоритмів розпізнавання обличчя та їх комбінацій на основі аналізу та порівняння продуктивності з точки зору точності отриманих результатів.

Виклад основного матеріалу

Розпізнавання обличчя часто виконується двома способами: верифікація та ідентифікація. Під час верифікації система порівнює заданий об'єкт з наявними збереженими об'єктами. При ідентифікації система ідентифікує об'єкт і дає ранг збігів. В обох випадках найбільша проблема — навчити машину розпізнавати обличчя. Реалізація технології для розпізнавання обличчя складається з кількох етапів: отримання зображення, попередня обробка зображення, виявлення ознак або ідентифікація характеристик, класифікація ознак та створення шаблону, оцінка результатів або перевірка відповідності шаблону. Алгоритм розпізнавання обличчя часто вимірює відстань між очима, ширину носа, глибину очної западини, вилиць і підборіддя. Традиційні алгоритми розпізнавання використовують статистичний підхід або пошук закономірностей, тоді як новітні використовують глибокі нейронні мережі.

У даній роботі використовуються наступні алгоритми: аналіз основних компонентів PCA, лінійний дискримінантний аналіз (Linear Discriminant Analysis, LDA), незалежний аналіз компонентів (Independent component analysis, ICA), класифікація за допомогою машини опорних векторів (SVM).

Існують в основному два підходи до алгоритмів розпізнавання обличчя. Один із способів — загальний алгоритм (наприклад, PCA, LDA, ICA тощо), а інший (Artificial Intelligence, AI) — орієнтований на штучний інтелект (наприклад, контрольовані та неконтрольовані методи навчання, такі як SVM, нейронні мережі тощо).

Популярні методи, що використовують традиційне машинне навчання, включають Eigenface [8], Fisherfaces [9] та алгоритм гістограми локальних двійкових шаблонів [10]. Eigenface — це метод, який розпізнає обличчя статистично, вимірюючи варіації взятого зображення. Прогноз обличчя заснований на навчальному наборі. Модифікована версія Eigenface називається Fisherfaces. Хоча в Eigenface не робиться різниці між двома зображеннями з різних класів під час навчальної частини, Fisherfaces використовує метод лінійного дискримінантного аналізу [11], аби визначити різницю між двома зображеннями з іншого класу. На відміну від попередніх алгоритмів, локальні двійкові гістограми (Local Binary Histograms, LBPН) не є цілісним підходом. LBPН засновано на блоці пікселів 3×3 , де центральний піксель порівнюється з сусідніми. Якщо значення пікселю менше за середнє, значення 0 буде додано до порогового квадрата, а інакше — додано буде 1.

Модель нейронної мережі (Neural Network, NN) [12] містить щонайменше два шари вузлів: вхідний та вихідний. Глибока нейронна мережа [13] — це нейронна мережа, яка має більше двох прихованих шарів. Вузли (нейрони), які поєднують відповідь від попередніх шарів, застосовують нелінійне перетворення (активацію) і передають результат у наступний шар. Згорткова нейронна мережа (Convolutional Neural Network, CNN, ConvNet) — це особливий тип нейронної мережі, яка застосовує до даних операції згортки [14]. У згортковому шарі кожен піксель на зображенні представлений числом від -1 (темний піксель) до 1 (світлий піксель). Після кожного згорткового шару, зазвичай, використовується функція активації. Функція активації — це нелінійна функція, метою якої є додавання нелінійних властивостей введення-виведення до моделі. Архітектура CNN дозволяє використовувати двовимірні зображення як вхідні дані, що робить її добре придатною для завдання розпізнавання обличчя. Коли вхідним сигналом першого шару є зображення обличчя, виходом останнього шару є передбачений клас, тобто конкретна людина.

Бібліотека Scikit-learn надає набір даних зображень облич (Labeled Faces In The Wild, LFW) як готовий модуль. База LFW — це стандартна база даних (БД) зображень облич із більш ніж 5 тисяч зображень відомих людей [15]. БД складається із людей зі схожими обличчями, різними виразами обличчя та позами.

У даній роботі використана саме ця БД, з якої для дослідження було вибрано 5 суб'єктів (осіб), що мають понад 100 зображень обличчя.

Після виявлення необхідного обличчя його перетворюють у сіре зображення для спрощення обробки. Інші методи попередньої обробки, такі як вирівнювання зображення, відновлення зображення тощо тут не потрібні.

Виділення ознак є однією з важливих процедур у розпізнаванні обличчя. Важливість цього кроку полягає в економії місця для зберігання зображення [16]. Аби заощадити простір із зображення вилучаються лише унікальні риси обличчя. Для зменшення розмірності у даній роботі застосовані алгоритми PCA, LDA, ICA тощо.

Існують лінійні та нелінійні методи класифікації. У даній роботі для класифікації було використано машину опорних векторів SVM, техніку машинного навчання для класифікації зображень обличчя. Також встановлювався поріг, який допомагає у виконанні функції прийняття або відхилення введення зображення обличчя.

Крок оцінки результатів в основному включає прийняття або відхилення шаблону обличчя, наданого як вхідні дані. На рівні прийняття та відхилення можна визначити коефіцієнт визнання. Поряд із швидкістю розпізнавання є кілька інших параметрів, наприклад, таких як точність.

На основі нерухомих зображень існує три підходи до розпізнавання облич:

- цілісний підхід (саме цей підхід застосовується у даній роботі), при якому вся область обличчя береться як вхідна грань. Такі методи, як PCA, власні грані, грані Фішера, SVM, ICA тощо, можна розглядати як цілісні підходи [17];

- підхід на основі характеристик, при якому спеціально зосереджуються на певних рисах обличчя, які будуть розглядатися як унікальні риси та зберігатися в БД [18]. Такі методи, як архітектура динамічних посилань і E-НММ підійдуть під цей підхід;

- гібридний підхід (комбінаційний), при якому разом з основними методами поєднуються новітні методи типу штучної нейронної мережі (Artificial Neural Network, ANN).

Далі описуються основні алгоритми, використані у дослідженні.

Аналіз основних компонентів. PCA є широко використовуваним алгоритмом розпізнавання обличчя, що використовується для зменшення розмірності. Математично основними компонентами розподілу граней є власні грані. Їх також називають власними векторами, оскільки вони є коваріаційною матрицею зображень обличчя [19]. Основною метою використання PCA є отримання власних векторів (граней). Кожну з граней у наборі зображень можна розглядати як лінійну комбінацію власних граней. Кожна з матриць $M \times N$ зображення перетворюється в матрицю стовпців $M \times 1$ [20]. Береться середнє значення кожної матриці стовпців і створюється нормована матриця шляхом віднімання середнього значення з кожної матриці стовпців. Обчислюється коваріація матриці, з якої знаходять власні вектори. Найкращі грані Eigen визначають простір обличчя. Повторне вираження даних є основною метою аналізу принципів компонентів. PCA можна ефективно використовувати для зменшення шуму та надмірності [17].

Лінійний дискримінантний аналіз. Fisherface або LDA (розроблено Р. Фішером у 1930 р. [21]) використовується для знаходження набору базових зображень, який допомагає максимізувати відношення міжкласового розсіювання до розсіювання всередині класу. Проблема з алгоритмами полягає у тому, що матриця розсіювання завжди має тенденцію бути єдиною в межах класу, і причиною може бути те, що кількість пікселів у зображенні набагато більша, ніж кількість зображень у наборі даних [22]. Згідно з попередніми дослідженнями, LDA може ефективно використовуватися в умовах зміни освітленості. Основна мета LDA — збільшити відстань між класами.

Незалежний компонентний аналіз. ICA є нещодавно розробленим статистичним методом, який в деяких аспектах можна вважати кращою версією PCA. Здебільшого використовується для сліпого поділу джерел та сліпої згортки. Існує два принципово різних способи застосування ICA для розпізнавання облич. Перший спосіб розглядає вхідні зображення як лінійну

комбінацію статистично незалежних базових зображень, об'єднаних невідомою матрицею [23]. Отримані коефіцієнти не є статистично незалежними, у той час, як другий спосіб має статистично незалежні коефіцієнти та базові образи відображають глобальні властивості.

Факторизація невід'ємної матриці. Основна ідея NMF полягає у тому, аби зменшити задану матрицю до двох матриць, з якими легше працювати, і які при множенні створюють вихідну матрицю. Оскільки цю задачу неможливо розв'язати аналітично, тому її зазвичай розв'язують чисельно. NMF — це відносно новий спосіб зменшення розмірності даних до лінійної комбінації баз, яка, у свою чергу, необхідна для алгоритмів машинного навчання для спрощення обчислень.

Під час обробки зображення дуже важко розглянути всі пікселі кожного разу, тому краще зменшити зображення до кількох репрезентативних пікселів. Через те, що NMF має обмеження невід'ємних значень, його можна використовувати для зображення даних з невід'ємними ознаками. Розріджені бази та запасні вагові коефіцієнти будуються NMF, припускаючи, що в даних є базова структура. Коли мова йде про розпізнавання обличчя, NMF утворює базиси, які є частинами обличчя. Базиси у цьому випадку переважно порожні, а матриця зважування також розріджена, тобто не всі частини використовуються для формування зображення. Навпаки, PCA має обидві свої матриці щільно заповненими і формує основи позитивних і негативних пікселів, а вага змішує їх разом.

Машина опорних векторів. SVM формально визначається окремою гіперплощиною, як дискримінаційний класифікатор. Коли надаються позначені навчальні дані, оптимальна гіперплощина створюється за допомогою алгоритму, який класифікує нові приклади. SVM виконує класифікацію, будуючи N-вимірну гіперплощину, яка оптимальним чином розділяє дані на дві категорії.

Основна мета аналізу даних SVM полягає у тому, аби знайти ідеальну гіперплощину, яка розділяє векторні кластери таким чином, що екземпляри з однією класифікацією зазначеної змінної знаходяться з одного боку площини, а екземпляри з іншою категорією — з іншого боку. Опорними векторами є вектори поблизу гіперплощини.

На рис. 1 видно, як різні класи розділяються за допомогою ліній [24]. Класифікатор обчислює оптимальну гіперплощину та максимальний запас. Це можна ефективно використовувати в системі розпізнавання облич.

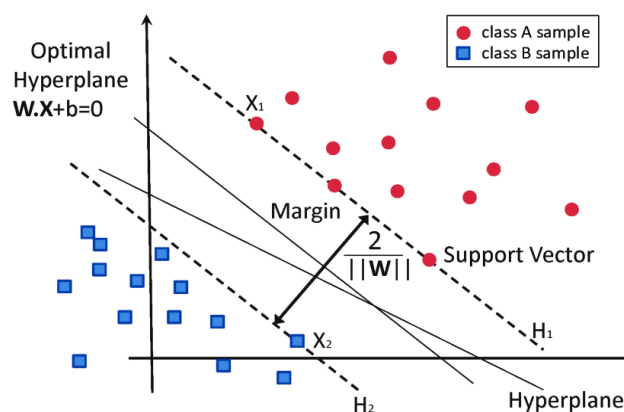


Рис. 1. Класифікація SVM

Для реалізації алгоритмів було використано мову Python та бібліотеку машинного навчання Scikit-learn. Вбудовані бібліотеки та пакети Python майже для кожного завдання забезпечують код базового рівня, тому вона є найбільш придатна для програмування задач машинного навчання та штучного інтелекту. Застосування засобів Python сприяє скороченню часу розробки та підвищенню продуктивності під час роботи зі складними програмами, що базуються на нейронних мережах.

Результати досліджень оцінювалися на основі частки правильних передбачень, точності та повноти розпізнавання, використовуючи навчальні дані (70 % зображень), а також дані тесту-

вання (20 % зображень), застосовуючи кожен із методів зменшення розмірів, а саме PCA, ICA, LDA та NMF у поєднанні з класифікатором SVM.

В якості вхідних даних використовувався набір зображень під назвою «марковані обличчя у дикій природі», який складається з 5 осіб із понад 100 обличчями кожен.

Після завершення розпізнавання обличчя за допомогою зазначених алгоритмів розглянуто гібридну систему, що складається з PCA і LDA. Виконано порівняння точності системи.

Навчальні дані були задані як зображення сірого відтінку. Розмірність зображень зменшувалася за допомогою PCA (на основі матриці відстаней L1), ICA (архітектура I), LDA та NMF. Чотири моделі були навчені на 150 гранях для кожного з методів зменшення розмірності.

Власні грані, створені PCA, фіксують такі глобальні характеристики, як яскравість, середнє значення власних граней і що кожна наступна власна грань має менше інформації та більше шуму. ICA фіксувала різні елементи обличчя (локалізовані риси, такі як ніс, селектори очей тощо). NMF створював невелику кількість інформаційних власних граней відповідно до його властивостей через рідко заповнені позитивно розкладені матриці.

Класифікатору SVM надаються навчальні дані. Потім точність класифікатора SVM порівнює дані навчання з тестовими даними та виконується оцінка результатів.

Результати досліджень (табл. 1, рис. 2) показують, що продуктивність SVM-класифікатора з використанням NMF є найгіршою з точки зору точності передбачення. Ефективність інших моделей, що були натреновані з використанням методів ICA, PCA та LDA, коливається в межах 79—92 %.

Модель, навчена з використанням 150 власних граней, створених PCA, працює найкраще з точністю передбачення 92 %.

Таблиця 1. Результат роботи алгоритмів з використанням БД LFW

Алгоритми	Кількість суб'єктів	Коректні розпізнання	Некоректні розпізнання	Частка коректних передбачень (акурасу, %)	Точність (precision, %)	Повнота (recall, %)
PCA	5	314	28	91,23	92,05	87,43
LDA	5	283	59	82,75	79,02	81,69
ICA	5	303	39	88,6	90,48	83,87
NMF	5	221	121	64,62	56,43	53,4
PCA+LDA	5	311	31	90,94	89,58	87,16

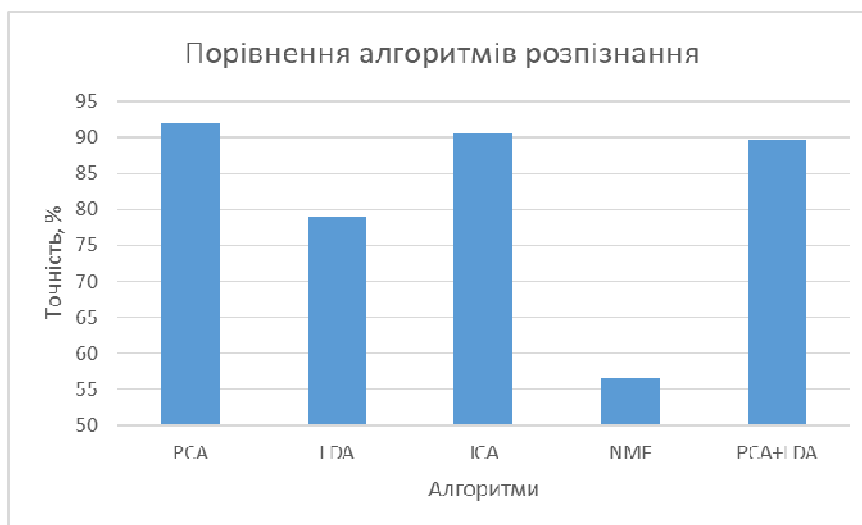


Рис. 2. Порівняння точності алгоритмів

Висновки

Порівняння між PCA, ICA, NMF та LDA є складним через відмінності в основних задачах, архітектурах та показниках відстані. У роботі було досліджено продуктивність PCA, ICA, NMF і LDA на основі точності передбачення при використанні разом з класифікатором SVM. Встановлено, що PCA, ICA і комбінація PCA+LDA працюють однаково добре, проте PCA має незначні переваги над ICA з точки зору точності прогнозування.

Дану роботу можна розширити, виконавши перевірку продуктивності алгоритмів зменшення розмірності з точки зору точності та часу навчання зі зміною в алгоритмі класифікації, наприклад, методами k-найближчих сусідів, Naive Bayes, випадкових лісів тощо.

Список використаної літератури

1. Harguess J., Aggarwal J.K. A case for the average-half-face in 2D and 3D for face recognition. *Computer Vision and Pattern Recognition Workshops CVPR Workshops 2009 IEEE Computer Society Conference*. 2009. P. 7–12.
2. Zhichao L., Meng J.E. *New Trends in Technologies: Control, Management, Computational Intelligence and Network Systems*: Edited by Prof. Meng Joo Er. London: IntechOpen, 2010. 452 p.
3. Sun X., Zhang Q.Z., Wang Z.Q. Face Recognition Based on NMF and SVM. *2009 Second International Symposium on Electronic Commerce and Security*. Vol. 1. 2009. P. 616–619.
4. Hu Y., Liu B. Face Recognition Based on PLS and HMM. *2009 Chinese Conference on Pattern Recognition*. 2009. P. 1–4. DOI: <https://doi.org/10.1109/CCPR.2009.5343968>.
5. Gubbi A., Azeem M.F., Nishatbanu Z.H. Face Recognition Using Local Ternary Pattern and Booth's Algorithm. *3rd International Conference on Eco-Friendly Computing and Communication Systems (ICECCS '14)*. 2014. P. 56–60.
6. Li Q., Sun C., Liu J. Illumination invariant face recognition based on ULBP and SVM. *2012 5th International Conference on BioMedical Engineering and Informatics (BMEI)*. 2012. P. 282–285. DOI: <https://doi.org/10.1109/BMEI.2012.6513099>.
7. Raut S.Y., Doshi A. A Face Recognition System by Hidden Markov Model and Discriminating Set Approach. *International Journal of Scientific & Engineering Research*. 2015. Vol. 6. № 1. P. 30–34.
8. Zhang J., Yan Y., Lades M. Face recognition: eigenface, elastic matching, and neural nets. *Proceedings of the IEEE*. 1997. Vol. 85. № 9. P. 1423–1435.
9. Belhumeur P.N., Hespanha J.P., Kriegman D.J. Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1997. Vol. 19. № 7. P. 711–720.
10. Alshamsi H., Kepuska V., Meng H. Real Time Facial Expression Recognition App Development on Mobile Phones. *The International Journal of Science & Technology*. 2016. Vol. 5. № 10. P. 507–512.
11. Balakrishnama S., Ganapathiraju A. Linear Discriminant Analysis – a brief Tutorial. *Institute for Signal and Information Processing*. 1998.
12. Dasgupta B., Liu D., Siegelmann H.T. *Neural networks. Handbook of Approximation Algorithms and Metaheuristics*, 2007.
13. Liu W., Wang Z., Liu X., Zeng N., Liu Y., Alsaadi F.E. A survey of deep neural network architectures and their applications. *Neurocomputing*. 2017. Vol. 234. P. 11–26.
14. Lawrence S., Giles C.L., Tsoi A.C., Back A.D. Face recognition: A convolutional neural-network approach. *IEEE Transactions on Neural Networks*. 1997. Vol. 8. № 1. P. 98–113.
15. Deshmukh P.A., Abhang S.P. Prof. Optimal Face Retrieval From LFW Dataset. *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering*. 2017. Vol. 6. № 3. P. 452–455.
16. Brunelli R., Poggio T. Face Recognition Through Geometrical Features. *Computer Vision – ECCV'92. Lecture Notes in Computer Science*. 1992. Vol. 588. P. 782–800.
17. Patel N., Macwan R. A survey on feature extraction techniques on facial recognition. *International Journal of Multidisciplinary Educational Research (IJMER)*. 2014. Vol. 3. № 3(8). P. 103–107.

18. Cendrillon R., Lowell B.C. Real-Time Face Recognition using Eigenfaces. *SPIE International Conference on Visual Communications and Image Processing*. 2000. Vol. 4037. P. 269–276.
19. Kirby M., Sirovich L. Application of the Karhunen-Loeve procedure for the characterization of human faces. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1990. Vol. 12. № 1. P. 103–108.
20. Turk M.A., Pentland A.P. Face recognition using eigenfaces. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 1991. P. 586–591.
21. Ghorpade S., Ghorpade J., Mantri S. Pattern Recognition Using Neural Networks. *International Journal of Computer Science and Information Technology (IJCSIT)*. 2010. Vol. 2. № 6. P. 92–98.
22. Lu J., Plataniotis Kostantinos N., Venetsanopoulos A.N. Face recognition using LDA-based algorithms. *IEEE transactions on neural networks*. 2003. Vol. 14. № 1. P. 195–200.
23. Draper B., Baek K., Beveridge J.R., Bartlett M.S. Recognizing faces with PCA and ICA. *Computer Vision and Image Understanding*. 2003. Vol. 91. № 1–2. P. 115–137.
24. Le T.H., Bui L. Face Recognition Based on SVM and 2DPCA. *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*. 2011. Vol. 4. № 3. P. 85–93.

COMPARATIVE STUDY OF FACE RECOGNITION METHODS

Shumeyko O., Shevchenko V., Zhulkovskiy O., Zhulkovska I.

Abstract

Recently, computer vision technologies have been developing to better address the challenges of face recognition. One of the main objectives of such technologies is to create face recognition systems that simulate and ultimately exceed human capabilities. The actual implementation of such systems is very complex as it requires taking into account all possible changes in appearance caused by lighting, facial features, changes in posture, resolution of the image, sensor noise, viewing distance, occlusion etc. Special algorithms and their combinations are needed to solve such problems.

The objective of this study is to analyze and apply modern algorithms for face recognition and to compare performance on the basis of the accuracy of the obtained results.

On the basis of the analysis, it has been established that there are no uniform methods and technologies for the creation of an effective facial recognition system that integrate all stages of system construction. Therefore, the research and application of already existing face recognition methods and classifiers and their combination are relevant.

The aim of the work is to identify efficient modern algorithms of face recognition and combinations thereof based on analysis and comparison of performance in terms of the accuracy of the obtained results.

The paper investigated and applied Principle Component Analysis, Linear Discriminant Analysis, Independent Component Analysis and classification using Support Vector Machine. Python and the Scikit-learn machine learning library were used to implement these algorithms. A comparison of system performance based on accuracy was made.

Research results show that SVM classifier performance using NMF is worse in terms of prediction accuracy. The performance of other models trained using ICA, PCA and LDA methods ranges from 79–92 %. The model trained using the PCA algorithm works with high prediction accuracy of 92 %.

In the future, it is planned to test the performance of dimensional reduction algorithms in terms of accuracy and learning time with changes in the classification algorithm, for example by k-nearest neighbors, Naive Bayes, random forests, etc.

References

- [1] Harguess, J., Aggarwal, J.K. (2009). A case for the average-half-face in 2D and 3D for face recognition. *Computer Vision and Pattern Recognition Workshops CVPR Workshops 2009 IEEE Computer Society Conference*. (pp. 7–12) [in English].

- [2] Zhichao, L., Meng, J.E. (2010). *New Trends in Technologies: Control, Management, Computational Intelligence and Network Systems*: Edited by Prof. Meng Joo Er. London: IntechOpen [in English].
- [3] Sun, X., Zhang, Q.Z., Wang, Z.Q. (2009). Face Recognition Based on NMF and SVM. *2009 Second International Symposium on Electronic Commerce and Security, 1*, 616–619 [in English].
- [4] Hu, Y., Liu, B. (2009). Face Recognition Based on PLS and HMM. *2009 Chinese Conference on Pattern Recognition*. (pp. 1–4) [in English]. DOI: <https://doi.org/10.1109/CCPR.2009.5343968>.
- [5] Gubb, A., Azeem, M.F., Nishatbanu, Z.H. (2014). Face Recognition Using Local Ternary Pattern and Booth's Algorithm. *3rd International Conference on Eco-Friendly Computing and Communication Systems (ICECCS '14)*. (pp. 56–60) [in English].
- [6] Li, Q., Sun, C., Liu, J. (2012). Illumination invariant face recognition based on ULBP and SVM. *2012 5th International Conference on BioMedical Engineering and Informatics (BMEI)*. (pp. 282–285) [in English]. DOI: <https://doi.org/10.1109/BMEI.2012.6513099>.
- [7] Raut, S.Y., Doshi, A. (2015). A Face Recognition System by Hidden Markov Model and Discriminating Set Approach. *International Journal of Scientific & Engineering Research, 6 (1)*, 30–34 [in English].
- [8] Zhang, J., Yan, Y., Lades, M. (1997). Face recognition: eigenface, elastic matching, and neural nets. *Proceedings of the IEEE, 85 (9)*, 1423–1435 [in English].
- [9] 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 [in English].
- [10] Alshamsi, H., Kepuska, V., Meng, H. (2016). Real Time Facial Expression Recognition App Development on Mobile Phones. *The International Journal of Science & Technology, 5 (10)*, 507–512 [in English].
- [11] Balakrishnama, S., Ganapathiraju, A. (1998). Linear Discriminant Analysis – a brief Tutorial. *Institute for Signal and Information Processing* [in English].
- [12] Dasgupta, B., Liu, D., Siegelmann, H.T. (2007). Neural networks. *Handbook of Approximation Algorithms and Metaheuristics* [in English].
- [13] Liu, W., Wang, Z., Liu, X., Zeng, N., Liu, Y., Alsaadi, F.E. (2017). A survey of deep neural network architectures and their applications. *Neurocomputing, 234*, 11–26 [in English].
- [14] Lawrence, S., Giles, C.L., Tsoi, A.C., Back, A.D. (1997). Face recognition: A convolutional neural-network approach. *IEEE Transactions on Neural Networks, 8 (1)*, 98–113 [in English].
- [15] Deshmukh, P.A., Abhang, S.P. (2017). Prof. Optimal Face Retrieval From LFW Dataset. *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering, 6 (3)*, 452–455 [in English].
- [16] Brunelli, R., Poggio, T. 1992. Face Recognition Through Geometrical Features. *Computer Vision – ECCV'92. Lecture Notes in Computer Science, 588*, 782–800 [in English].
- [17] Patel, N., Macwan, R. 2014. A survey on feature extraction techniques on facial recognition. *International Journal of Multidisciplinary Educational Research (IJMER), 3 (8)*, 103–107 [in English].
- [18] Cendrillon, R., Lowell, B.C. (2000). Real-Time Face Recognition using Eigenfaces. *SPIE International Conference on Visual Communications and Image Processing, 4037*, 269–276 [in English].
- [19] Kirby, M., Sirovich, L. (1990). Application of the Karhunen-Loeve procedure for the characterization of human faces. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 12 (1)*, 103–108 [in English].
- [20] Turk, M.A., Pentland, A.P. (1991). Face recognition using eigenfaces. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. (pp. 586–591) [in English].
- [21] Ghorpade, S., Ghorpade, J., Mantri, S. (2010). Pattern Recognition Using Neural Networks. *International Journal of Computer Science and Information Technology (IJCSIT), 2 (6)*, 92–98 [in English].
- [22] Lu, J., Plataniotis Kostantinos, N., Venetsanopoulos, A.N. (2003). Face recognition using LDA-based algorithms. *IEEE transactions on neural networks, 14 (1)*, 195–200 [in English].

- [23] Draper, B., Baek K., Beveridge, J.R., Bartlett, M.S. (2003). Recognizing faces with PCA and ICA. *Computer Vision and Image Understanding*, 91 (1–2), 115–137 [in English].
- [24] Le, T.H., Bui, L. (2011). Face Recognition Based on SVM and 2DPCA. *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, 4 (3), 85–93 [in English].