

УДК 004.85, 007.52

Є. О. Башков, д-р техн. наук, проф.

П. О. Ануфрієв, аспірант

Донецький національний технічний університет, Україна

yevhen.bashkov@donntu.edu.ua

pavlo.anufriev@donntu.edu.ua

Дослідження впливу тестових баз зображень на точність систем розпізнавання облич з різними методами класифікації

Проаналізовано структуру систем розпізнавання зображень, методи, які використовуються в системах, методики оцінки ефективності систем, тестові бази зображень облич. Проведено зіставний аналіз класифікаторів з базами зображень облич, в результаті якого було виявлено, що найбільш ефективним класифікатором є згорткові нейронні мережі (точність – 87, 92%). Крім того високі результати розпізнавання показують системи, в яких використовувались тестові бази – CK+ та ORL. Виконаний зіставний аналіз дозволяє обрати найбільш ефективний класифікатор з точки зору точності розпізнавання для його подальшого дослідження та використання. Також можна оцінити зміну точності розпізнавання при зміні навчального набору даних.

Ключові слова: класифікатор, метрики оцінки, методи розпізнавання, оцінка точності, бази зображень облич, згорткові нейронні мережі.

DOI: 10.31474/1996-1588-2020-2-31-73-82

Вступ

Розпізнавання облич – один з найпопулярніших і найпотужніших розділів теорії розпізнавання образів (зображень) [1], який має на меті виявити зображення обличчя у відеопотоку або на фотографії та ідентифікувати його. Самі обличчя являють собою складний об'єкт для аналізу в системах машинного навчання, що відіграє важливу роль у визначенні ідентичності людей в біометричних, правоохоронних та наглядових системах. Розпізнавання обличчя являє собою область, яка цікавить дослідників з різних дисциплін, наприклад, видобуток даних, обробка зображень, розпізнавання образів, комп'ютерний зір, машинне та глибоке навчання, тощо [2]. У порівнянні з іншими біометричними системами, які засновані на використанні відбитків пальців або долоні, райдужній оболонці ока, тощо, розпізнавання обличчя має певну перевагу, так як належить до технологій безконтактної ідентифікації.

Зображення обличчя може бути отримано з певної дистанції, тому процес ідентифікації не потребує взаємодії з людиною [2]. Проте ця перевага відкриває ряд суттєвих питань щодо урахування впливу:

- якості отриманого зображення;
- куту повороту голови;
- різноманітного перекриття обличчя, наприклад, маскою;
- відстані до людини;
- змішуванні обличчя, при їх високій концентрації на зображенні.

Система розпізнавання облич може ідентифікувати одного або декількох осіб із нерухомих зображень чи відеозаписів за допомогою збереженої бази даних облич. Основним аспектом систем розпізнавання облич є навчання системи із зображеннями відомих осіб та класифікація нещодавно отриманих тестових зображень з одним із існуючих класів [2], [3]. Це може визвати проблему класифікації [2-4], яка зосереджується на автоматичному розпізнаванні обличчя. Дослідження систем розпізнавання обличчя потребує використання баз обличчя, за допомогою яких можна провести тестування та верифікацію обраних методів та системи.

У зв'язку з тим, що ефективна система розпізнавання повинна складатися зі стійкого алгоритму машинного навчання, який навчили та протестували на відповідній, стандартизовано зіставленій базі зображень, та яку перевірили за допомогою статистичних метрик оцінки, доцільно розглянути існуючі алгоритми, бази зображень та методи верифікації систем для вибору стійкого алгоритму створення системи розпізнавання та виконати зіставний аналіз алгоритмів та тестових баз даних з метою визначення найкращих алгоритмів розпізнавання та найбільш доцільних даних сетів, для їх подальшого використання.

Структура системи розпізнавання облич

Системи розпізнавання облич – це спеціалізовані комп'ютерні програми, які вивчають цифрові зображення людей з метою їх ідентифікації. На процес розпізнавання обличчя впливає безліч факторів, таких як форма, розмір, поза, перешкода, освітленість, стать [2], [5].

Розпізнавання обличчя має дві різних сфери застосування: основне та розширене. По-перше, це ідентифікація: система ідентифікує обличчя або інший об'єкт, наприклад якийсь предмет або тварину. Якщо це обличчя, то система шукає очі, ніс і рот. По-друге, верифікація обличчя – конкретизація характеристик обличчя. Сюди відноситься визначення унікальних ознак – ширина носа, широкість очей, глибина та кут щелепи, висота скули та відстань між очима, після чого створюється унікальний числовий код. Аналізуючи ці числові параметри, система узгоджує це зображення з іншим зображенням та визначає, наскільки ці зображення подібні між собою. Джерела зображення для розпізнавання обличчя включають попередньо наявні фотографії з різних баз даних та / або записи відеокамер.

За правило, процес розпізнавання обличчя складається з наступних етапів: виявлення обличчя, вилучення особливостей та розпізнавання обличчя (рис. 1).

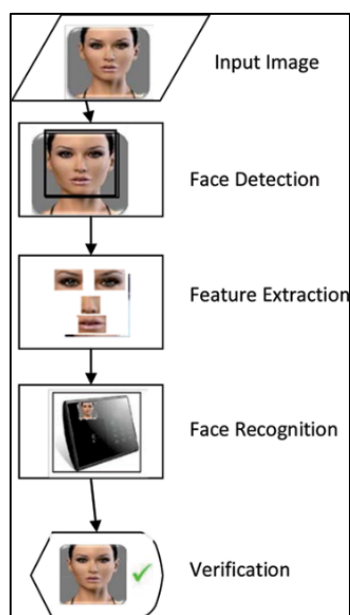


Рисунок 1 – Структура системи розпізнавання

Перший етап (face detection) – виявлення та нормалізація обличчя. Основна функція цього кроку – виявлення обличчя людини та її розташування в заданому зображенні. В результаті визначаються місце та розмір боксу, що обмежує обличчя. Також на даному етапі виконуються різноманітні переміщення обличчя, варіанти масштабування та обертання, нормалізації зображення. Ці операції відносяться до методів попередньої підготовки зображення [6].

Наступний етап (feature extraction) – виділення типових частин обличчя (очі, ніс, рот,

скули). Під час цього етапу із зображень «витягаються» геометричні характеристики кожної частини, які формують вектор ознак обличчя [6].

Розпізнавання обличчя (face recognition) за допомогою визначеного вектору є завершальним кроком. Вектор ознак зіставляється за деяким алгоритмом з векторами «відомих» облич, що знаходяться в базах даних. Під час ідентифікації обличчя система досліджує вхідне зображення, щоб вказати, хто знаходиться на зображенні, тоді як під час перевірки обличчя, система перевіряє істинність чи хибність відносно ідентифікації.

Методи для розпізнавання обличчя

Класичні алгоритми розпізнавання осіб можна розділити на дві категорії: цілісні (глобальні) та локальні методи. Цілісну групу можна додатково розділити на лінійні та нелінійні методи [3].

Багато систем, заснованих на методах лінійної проєкції, демонструють достатньо добрі результати. До таких методів відносяться аналіз головних компонентів (PCA) [7], [8] та лінійний дискримінантний аналіз (LDA) [9], [10]. Однак, внаслідок великих коливань умов освітлення, вираження обличчя та інших факторів, ці методи не можуть адекватно визначати обличчя. Основна причина полягає в тому, що шаблони обличчя лежать на складному нелінійному і неопуклому різноманітті у високо мірному просторі [3].

Локальні методи мають певні переваги над цілісними. Ці методи є більш стійкими до локальних змін, таких як експресія (вирази обличчя), оклюзія (перекриття) та нерівності [3]. За цими методами у разі аналізу невідомого обличчя обчислюється відповідна векторна ознака і асоціюється з класом з найближчим загальним вектором. Для цієї задачі може застосовуватися метод опорних векторів (SVM) [11].

Сучасні підходи до побудови систем розпізнавання базуються на нейромережових підходах [3], [12], [13], [14]. Загальна класифікація методів розпізнавання ілюстрована рис. 2.

FRVT у своєму звіті відносно ідентифікації [14] облич звертає увагу на використання згорткових нейронних мереж. Саме цей метод на сьогоднішній день використовують провідні компанії, для створення та впровадження систем розпізнавання. Проте головним недоліком нейромережового підходу є необхідність перенавчання мережі [4]. Існує велика кількість підходів щодо запобігання перенавчання, наприклад перехресна перевірка (cross-validation) [15].

Останні дослідження в напрямленні на використання 3D-моделювання облич, за допомогою якого очікується подальше підвищення точності розпізнавання. Перевага використання 3D-даних полягає в тому, що інформація про глибину не залежить від пози і

освітленості, а отже, представлення об'єкта не змінюється, роблячи всю систему більш надійною. Технології, засновані на 3D, дозволяють досягти кращої надійності для задачі ніж 2D [16]–[19].

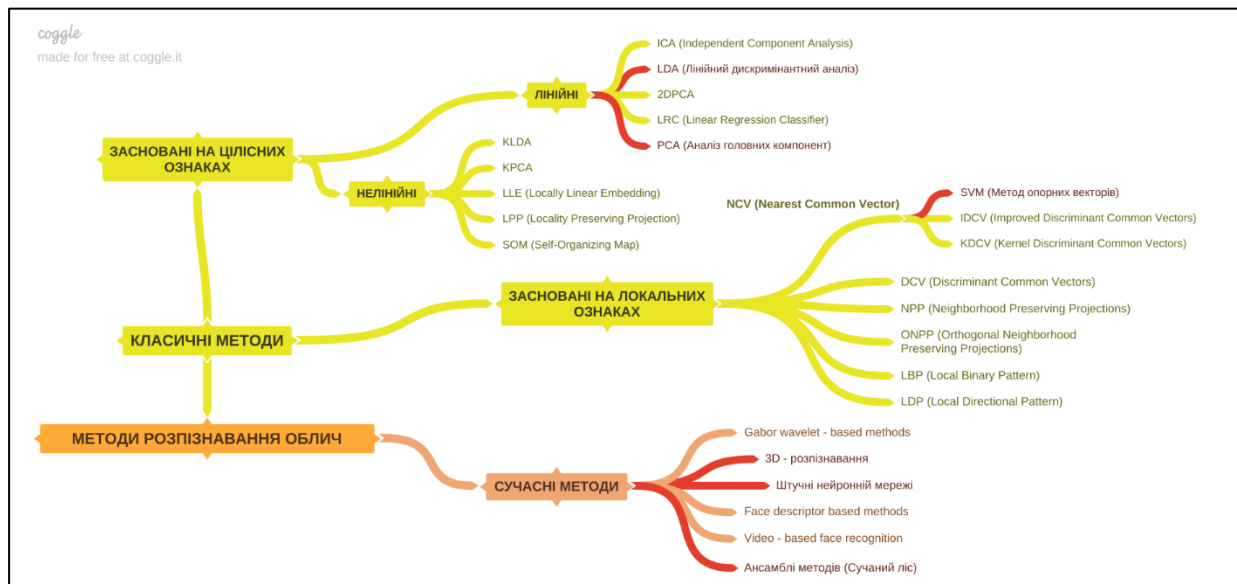


Рисунок 2 – Класичні та сучасні методи розпізнавання обличчя

Джерело: Авторський графік на основі [3]

Недолік використання 3D – моделей для розпізнавання обличчя полягає в тому, що ці підходи потребують, щоб усі елементи системи були добре відкалібровані та синхронізовані для отримання точних 3D-даних (текстури та карти глибини) [3]. Існуючі підходи до розпізнавання 3D

обличчя покладаються на реєстрацію поверхні або на складні функції (дескриптор поверхні), методи вилучення та узгодження. Тому вони обчислювально дорогі і не підходять для реального практичного застосування. Більше того, вони вимагають співпраці суб'єкта, роблячи їх не корисними для неконтрольованих або напівконтрольованих сценаріїв, де єдиним входом алгоритмів буде двомірне зображення обличчя, отримане з однієї камери.

Методи визначення ефективності системи розпізнавання обличчя

Оцінка ефективності системи має важливе значення для розуміння якості моделі чи методики, яка застосовується, для уточнення параметрів в ітеративному процесі навчання системи та для вибору найбільш адекватної моделі чи стратегії із заданого набору моделей чи прийомів. Для оцінки моделей для різних завдань

використовується кілька критеріїв. Загально прийняті методи визначення ефективності розглянуто в [2].

Стандартний підхід до оцінки системи розпізнавання обличчя використовує поняття фундаментальної істини позитивного та негативного виявлення (detection). На табл.1 показана матриця невідповідностей (confusion matrix). Терміни позитивні та негативні розкривають асиметричну умову в задачах виявлення (detection), коли один клас є відповідним класу шаблону, а інший – не відповідає йому.

Істинно позитивний (true positive) – означає частину зображень, яку система правильно ідентифікує. Помилково позитивний (false positive) – частина зображень, яку система ідентифікувала як деяке обличчя з бази, але обличчя в базі відсутнє. Істинно негативний (true negative) – частина зображень обличчя, що правильно визначені як відсутні в базі. Помилково негативний (false negative) – частина зображень, що визначені як відсутні в базі, проте в базі є.

Таблиця 1 – Матриця невідповідностей

Прогнозований клас	Справжній клас	
	Істинно Позитивний	Хибно Позитивний

	(П)	(ХП)
	Хибно Негативний (ХН)	Істинно Негативний (ІН)

Існують дві основні схеми оцінювання: крива робочих характеристик приймача (ROC) і крива точності та відкликання (PR). Крива ROC вивчає співвідношення між TP коефіцієнтом та FP коефіцієнтом, тоді як крива PR витягує співвідношення між коефіцієнтом виявлення (відкликання) та точністю виявлення.

Влучність (precision) – це частка виявлених зображень. Вона додатково називається надійністю або повторюваністю і полягає в тому, що ступінь цього періодичного вимірювання при незмінних умовах показує еквівалентні результати. Влучність визначається як (1):

$$Precision = \frac{\text{Кількість істинно позитивних}}{\text{Кількість всіх виявлених зразків}}, \quad (1)$$

Точність (accuracy) – це частка класифікацій на всіх N прикладах, які були правильно виявлені (2).

$$Accuracy = \frac{\text{Кількість коректно виявлених зразків}}{\text{Кількість зразків перевіреного набору}}, \quad (2)$$

Точність визначається як "частка кількості правильної класифікації за всією кількістю вибірок". Обсяг прогнозів у класифікаційних методах залежить від підрахунків тестових записів, належним чином або неправильно передбачених моделлю. Ці підрахунки відображаються в матриці плутанини (табл. 1) (також їх називають непередбачуваними).

Коефіцієнт помилок (error rate) – це діапазонна кількість помилкових класифікацій відносно загальної кількості перевірених зразків. Реакція системи на неправильні відповіді є мотивом введення коефіцієнта помилок. Це прийнятний показник ефективності для порівняння методик класифікації з урівноваженими наборами даних (3).

$$Error\ rate = \frac{\text{Кількість невиявлених зразків}}{\text{Кількість зразків перевіреного набору}}, \quad (3)$$

Інші методики оцінки приводяться в [2]. При аналізі робіт в [20] можна побачити, що дослідники використовували переважно криву ROC, показники точності та коефіцієнт помилок, для визначення ефективності системи (1-3). Саме ці міри оцінювання будуть використовуватися для порівняння ефективності систем.

Методи вимірювання точності системи розпізнавання обличчя

Існує три методи вимірювання точності в задачі розпізнавання обличчя. Найбільш відповідний метод залежить від мети розпізнавання:

- визначити наскільки точний алгоритм виявлення особи з набору даних, що містить безліч зображень цієї особи та інших зображень різних людей;

- визначити наскільки точний алгоритм отримання знань із набору обличчя під час навчання та тестування наборів даних зображень тих самих людей;

- наскільки точний алгоритм виявлення декількох людей із набору даних, що містять зображення цих людей, змішаних з іншими людьми.

Для випадку 1 тренують алгоритм із набором зображень обличчя та випробовують набір зображень, що містять різні зображення цільової особи, а також рівну кількість інших людей. Це є завданням бінарної класифікації і ефективність вимірюється за допомогою влучності та відкликання. Для отримання більш узагальнених результатів цей тест повторюють, використовуючи різних осіб.

Для випадку 2 тренують алгоритм на кількох зображеннях декількох людей, а потім випробовують на різних зображеннях одних і тих же людей. Якщо набір даних містить обмежених осіб, то використовують методологія відпуску. Цей тип проблеми багато класової класифікації оцінюють за допомогою матриці плутанини, які були б корисні при оцінці такого виду тестування.

Для випадку 3 тренують алгоритм на категоризованому навчальному наборі зображень кількох людей, а потім випробовують на наборі зображень, що містять різні зображення одних і тих же людей, змішаних з іншими зображеннями обличчя (наприклад, щоб розпізнати людей з натовпу, велику кількість образів різних людей змішують в тестовому наборі даних). При цьому можна створити бінарну класифікацію (визначення тільки конкретної особи), або багато класову класифікацію (визначення кожної окремої людини). Якщо тестова база містить незбалансовану кількість зображень на кожну особу, для оцінки якості використовують різні міри точності.

Тестові бази зображень обличчя

На даний момент існує велика кількість тестових баз зображень обличчя, які відрізняються різноманітними характеристиками: об'ємом, кількістю зображень на клас, відмінностями в масштабуванні, варіаціями освітлення, ракурсу та виразу обличчя, перекриттям на зображенні, способом отримання зображень (організована фотозйомка, відеопоток, анімація, фотографії

отримані в непередбачуваних умовах, з відкритого доступу, та навіть фотографії згенеровані за допомогою нейронних мереж). Крім того є бази які складаються за гендерними, расовими, віковими та іншими особливостями.

Використання конкретної бази визначається задачею, яка вирішує дослідник. Наприклад, можна зробити перевірку поведінки того чи іншого методу при змінній освітленні чи виразу обличчя. Або задачею може бути навчання алгоритму на базі зображень, проте зробити перевірку його поведінки у відео потоці.

Існують різноманітні еталонні сервіси для перевірки баз зображень на відповідність до стандарту ISO. Один з таких сервісів, це FVC-onGoing [21], який крім того оцінює різноманітні біометричні алгоритми. Також існують наступні бенчмарки через спроможність інтелектуальних систем до пристрасності за гендерною ознакою [22], [23].

Проведено аналіз баз зображень ([7], [10 – 12], [20], [24 – 28]), результати якого показані на рис. 3, де ліва вертикальна координата відображає кількість зображень в відповідній базі, а права – кількість окремих осіб в базі.



Рисунок 3 – Характеристики баз зображень

Задача класифікації

Головною задачею машинного навчання в системах розпізнавання є задача класифікації. Здебільшого методи, які були приведені раніше, реалізують цю задачу (метод опорних векторів, нейронні мережі, ін.). Хоча всі методи показують гарні результати, все ж є методи, які працюють набагато ефективніше, ніж інші.

В [4] проаналізовано 17 сімей класифікаторів, серед яких були дискримінантний аналіз, нейронні мережі, дерева рішень, випадкові ліси та інші ансамблі, метод найближчих сусідів, регресійні методи, використано 121 набір даних, який представляє всю базу даних UCI [28]. Сім'я класифікаторів, які показала найкращі результати – це випадкові ліси (RF), найкращий з яких досягнув 94,1% максимальної точності (2). Наступним методом, який досягає точності 92,3%, є класифікатор на основі опорних векторів. Далі

методи на основі на нейронних мережі та деревах прийняття рішень. В [4] було застосовано більш ніж 21 тисяча комбінації класифікатор – дата сет, та проведено майже 250 тисяч експериментів над класифікаторами. На рис. 4 приведено ранжування методів за Фрідманом (чим нижче, тим точніше), і виділено найкращу групу класифікаторів.

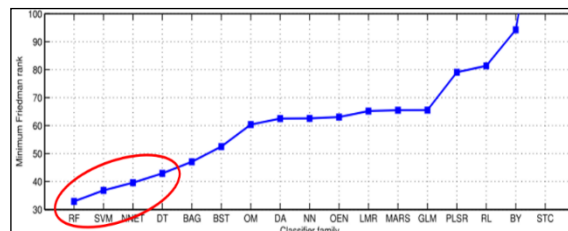


Рисунок 4 – Ранжування сімей класифікаторів

Для перевірки результатів нами були проаналізовані наступні методи: лінійні методи (метод головних компонент та лінійний дискримінантний аналіз), метод опорних векторів, метод найближчих сусідів згорткові нейронні мережі, випадковий ліс.

Зіставний аналіз тестових баз зображень облич та класифікаторів

Для складання зіставного аналізу баз даних зображень облич та методів, переважно класифікаторів, було використано результати більше 150 робіт дослідників в області розпізнавання облич. Зведені дані та список використаних при цьому джерел наведено в [20].

Роботи, які включені до аналізу з [20, 29] є або найбільш релевантні, або найбільш сучасні, або найбільш цитовані (хоча б один з цих характеристик). Крім того, у [20] застосовуються метрики точності розпізнавання (1) – (3).

На рис. 5 наведено результати зіставного аналізу класифікаторів та тестових баз даних, що використовуються для розпізнавання облич. Під окремим методом розуміємо як традиційний, немодифікований метод, так і його комбінацію з іншими методами і його модифікацію. Модифікацію визначаємо як зіставлення кількох методів згрупованих в класифікатор (рис. 5), так і з комбінацією інших методів (табл. 1). Також модифікація являє собою будь яке поліпшення методу групи.

Для складання зіставного аналізу використано усереднені оцінки як мінімум трьох результатів комбінації «База даних – Класифікатор» (рис. 5). Ці дані отримані при аналізу обраних робіт. Відмітимо, що за деякими базами даних [24 – 27] не було проведено відповідних досліджень, тому вони були вилучені з аналізу. Ці бази можливо використати для

подальшої верифікації результатів розпізнавання системи, що розробляються. Результати комбінацій приводяться в [20]. Дані з зірочкою показують, що досліджень з комбінацією «метод – база даних» було менше трьох і для аналізу були використані показники точності з [4].

У випадку, якщо не було проведено достатньо досліджень для комбінації «База даних – Метод», застосовані результати [4]. За нашим припущенням дані на рис. 6 та дані з [4] (табл. 1) повинні співпадати. Але різниця досягає до 14% ефективності.

	PCA	LDA	SVM	K-NN	ANN/CNN	RF
Fer2013	66,8*	71,13*	77,895*	73,24*	84,07	83,54*
JAFFE	76,5	75,24	84,68	80,71	86,53	82,39*
YALEB	84,48	91,6	93,76	97,77	76,32*	83,54*
YALE	88,04	92,56	91,21	69,55	85,30*	83,54*
UMIST	89,16	87,66	94,83	95,48	85,21*	83,54*
YALEB+	68,30	80,52	83,86	72,00	93,76	83,54*
ORL	89,05	89,45	92,74	88,85	92,09	84,83*
CMU-PIE	76,82	57,28	76,04*	79,06*	94,25	83,54*
KDEF	66,47*	71,13*	89,46	81,08	92,04	86,27*
BU-4DFE	66,47*	82,48*	82,01	73,24*	79,81	83,28*
Multi-PIE	85,45	75,65*	76,41	69,53	85,37	76,65*
AR	64,76	83,78	75,04	74,26	93,11	83,54*
CK+	86,93	89,43	84,94	86,20	89,15	83,54
FERET	73,14	66,89	91,39	90,52	95,08	89,27
CALTECH	78,32	54,2	90,52	80,16	86,73	83,54
Average	77,35	77,93	85,65	80,78	87,92	83,63

Рисунок 5 – Зіставний аналіз методів та баз зображень

Таблиця 1 – Середня точність класифікаторів, приведених в дослідженні [4]

Класифікатори	Точність
RF (random forest)	83,54
SVM (support vector machine)	81,56
MARS (multivariate adaptive regression splines)	79,40
BST (boosting)	78,39
GLM (generalized linear models)	77,88
NNET (neural network)	76,32
NN (nearest neighbor)	73,24
OEN (other ensembles)	73,11
LMR (logistical/multinomial regression)	72,73
DT (decision trees)	72,52
BAG (bagging)	72,19
OM (other methods)	71,87
DA (discriminant analysis)	71,13
PLRS (principal component regression)	66,47
SCT (stacking)	46,35

Відповідно проведеному аналізу, найефективніше працюють класифікатори на основі нейронних мереж (ANN/CNN) (переважно згорткових) та опорних векторів (SVM). На одному рівні знаходяться класичні методи головних компонент (PCA) та дискримінантного аналізу (LDA), проте вони на 20% гірші, ніж попередні Метод на основі випадкового лісу (RF) хоч і досить ефективний, проте в дослідженнях відносно розпізнавання обличч, майже не застосовується. Згідно аналізу найбільш перспективним є використання згорткових нейронних мереж, випадкового лісу та методу опорних векторів.

Також виконаний аналіз виявляє, що системи, в яких застосовувалась відповідна база даних з одним класифікатором, можуть бути гіршими при роботі з іншим. Наприклад, точність розпізнавання на базі YALEB досягає майже 97% в класичних методах, проте нейромережеві методи надавали значно гірші результати – 76%.

Відзначимо, що з використанням тестових баз CK+ та ORL, точність всіх систем з різними класифікаторами більше 80%.

Крім проблеми вибору класифікаторів існує проблема вибору методів для виявлення, обробки та аналізу обличчя. В роботах з [20] для вирішення цієї проблеми застосовувалися вище наведені методи LDA або PCA. Крім них використовуються такі методи, як: розріджена апроксимація (SR) [30], 3D реконструкція (3D) [31], локальні бінарні патерни (LBP) та вейвлети Габора (GB) [32].

Висновки

Проаналізовано структуру систем розпізнавання, методи, які використовуються в системах, методики оцінки ефективності систем, бази зображень обличч. Проведено зіставний аналіз класифікаторів з базами зображень обличч, в результаті якого було виявлено, що найбільш ефективним класифікатором є згорткові нейронні мережі (точність – 87, 92%). Крім того високі результати розпізнавання показують системи, в яких використовувались бази зображень – CK+ та ORL.

Виконаний зіставний аналіз дозволяє обрати найбільш ефективний класифікатор з точки зору точності розпізнавання для його подальшого дослідження та використання. Також можна оцінити зміну точності розпізнавання при зміні навчального набору даних.

Список літератури

1. Ramakrishnan S. Introductory Chapter: Face Recognition – Overview, Dimensionality Reduction, and Evaluation Methods. Face Recognition. Semisupervised Classification, Subspace Projection and Evaluation Methods / edited by S. Ramakrishnan. Pollachi, India. 2016. P. 1-6.

2. Sundaram M., Ambika M. Face Recognition: Demystification of Multifarious Aspect in Evaluation Metrics. Face Recognition. Semisupervised Classification, Subspace Projection and Evaluation Methods / edited by M. Sundaram, M. Ambika. Tamil Nadu, India. 2016. P. 75-92.
3. Wójcik W., Gromaszek K., Junisbekov M. Face Recognition: Issues, Methods and Alternative Applications. Face Recognition. Semisupervised Classification, Subspace Projection and Evaluation Methods/ edited by W. Wójcik, K. Gromaszek, M. Junisbekov. Lublin, Poland. Jambyl, Kazakhstan. 2016. P. 7-28.
4. Fernández-Delgado M., Cernadas E., Barro S., and Amorim D. Do we need hundreds of classifiers to solve real world classification problems? Journal of Machine Learning Research. 2014. Vol. 15. P. 3133-3181.
5. Face Recognition Vendor Test (FRVT) Part 3: Demographic Effects (NISTIR 8280). The National Institute of Standards and Technology (NIST): web-site. URL: <https://nvlpubs.nist.gov/nistpubs/ir/2019/NIST.IR.8280.pdf> (Last accessed: 14.12.2020).
6. Небаба С. Г. Технология подготовки изображений лиц к распознаванию личности в видеопотоке в режиме реального времени на основе компенсации ракурса и трекинга лиц: дис. ... кан-та тех. наук: 05.13.17 (БАК РФ) / Томск, гос. ун-т сист. упр-я и радиозлек-ки. Томск, 2017. 136 с.
7. Puyati W., Walairacht A. Efficiency improvement for unconstrained face recognition by weighting probability values of modular PCA and Wavelet PCA. Proc. International Conference on Advanced Communication Technology. ICACT. 2008. Vol. 2, P. 1449-1453.
8. Woraratpanya K. An improved 2DPCA for face recognition under illumination effects. Proc. 7th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering. ICITEE. 2015. P. 448-452.
9. Ferizal R., Wibirama S., Setiawan N. A. Gender recognition using PCA and LDA with improve preprocessing and classification technique. Proc. 7th International Annual Engineering Seminar. InAES. 2017. P. 1-6.
10. Hu H., Zhang P., De La Torre F. Face recognition using enhanced linear discriminant. IET Computer Vision. 2010. Vol. 4, No. 3. P. 195-208.
11. Wen Y. An improved discriminative common vectors and support vector machine based face recognition approach. Expert Systems with Applications. 2012. Vol. 39, No. 4. P. 4628-4632.
12. Ozdemir M. A., Elagoz B., Alaybeyoglu A., Sadighzadeh R., Akan A. Real Time Emotion Recognition from Facial Expressions Using CNN Architecture. Proc. Medical Technologies National Conference. TIPTEKNO, 2019. P. 1-4.
13. Face Recognition Vendor Test (FRVT) Ongoing. The National Institute of Standards and Technology (NIST): web-site. URL: <https://www.nist.gov/programs-projects/face-recognition-vendor-test-frvt-ongoing> (Last accessed: 14.12.2020).
14. Face Recognition Vendor Test (FRVT) Part 2: Identification (NISTIR 8271). The National Institute of Standards and Technology (NIST): web-site. URL: <https://nvlpubs.nist.gov/nistpubs/ir/2019/NIST.IR.8271.pdf> (Last accessed: 14.12.2020).
15. Gunasegaran T., Cheah Y. N. Evolutionary cross validation. Proc. 8th International Conference on Information Technology. ICIT, 2017. P. 89 -95.
16. Ali A. M. A 3D-based pose invariant face recognition at a distance framework. IEEE Transactions on Information Forensics and Security. 2014. Vol. 9, No. 12. P. 2158-2169.
17. Ming Y., Ruan Q., Wang X., Mu M. Robust 3D face recognition using learn correlative features. Proc. - 10th International Conference on Signal Processing. ICSP, 2010. P. 138-1385.
18. Neves J., Proenca H. A leopard cannot change its spots': Improving face recognition using 3D-based caricatures. IEEE Transactions on Information Forensics and Security. 2019. Vol. 14, No. 1. P. 151-161.
19. Prabhu U., Heo J., Savvides M. Unconstrained pose-invariant face recognition using 3d generic elastic models. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2011. Vol. 33, No. 10. P. 1952 - 1961.
20. Ануфриєв П. О. Порівняльний аналіз результатів досліджень відносно точності класифікаторів на різних базах даних обличч. GitHub: веб-сайт. URL: https://github.com/PavloAnufriev/thesis_resources/blob/main/articles/anufriev_recognitiondata2020.pdf (дата звернення: 14.12.2020).
21. FVC-onGoing: on-line evaluation of fingerprint recognition algorithms. FVC-onGoing: web-site. URL: <https://biolab.csr.unibo.it/fvcongoing/UI/Form/Home.aspx#> (Last accessed: 14.12.2020).
22. Gender Shades: web-site. URL: <http://gendershades.org/index.html> (Last accessed: 14.12.2020).
23. Buolamwini J. Gender Shades: Intersectional Accuracy Disparities in Commercial Gender Classification. Proc. Machine Learning Research. PMLR, 2018. P. 1-15.
24. Klare B. F. Pushing the frontiers of unconstrained face detection and recognition: IARPA Janus Benchmark A. Proc. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR, 2015. Vol. 07-12-June. P. 1931-1939.

25. Qunzhu T., Rui Z., Yufei Y., Chengyao Z., Zhijun L. Improvement of random forest cascade regression algorithm and its application in fatigue detection. *Proc. 2nd International Conference on Electronics Technology. ICET*, 2019. P. 499–503.
26. The MUG Facial Expression Database: web-site. URL: <https://mug.ee.auth.gr/fed/> (Last accessed: 14.12.2020).
27. Texas 3D Face Recognition Database: web-site. URL: <http://live.ece.utexas.edu/research/texas3dfr/> (Last accessed: 14.12.2020).
28. The UCI Machine Learning Repository: web-site. URL: <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets.php> (Last accessed: 14.12.2020).
29. IEEE Xplore - Advancing Technology for Humanity: web-site. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/Xplore/home.jsp> (Last accessed: 14.12.2020).
30. Fernandes S. L., Bala G. J., Nagabhushan P., Mandal S. K., Scientist F. Robust face recognition in the presence of noises and blurring effects by fusing appearance based techniques and sparse representation. *Proc. – 2nd International Conference on Advanced Computing, Networking and Security. ADCONS*, 2013. P. 84–89.
31. Hu X., Wang Y., Zhu F., Pan C. Learning-based fully 3D face reconstruction from a single image. *Proc. International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. ICASSP*, 2016. Vol. 2016-May. P. 651–1655.
32. Abdulrahman M., Gwadabe T. R., Abdu F. J., Eleyan A. Gabor wavelet transform based facial expression recognition using PCA and LBP. *Proc. 22nd IEEE Signal Processing and Communications Applications. SIU*, 2014. P. 2265–2268.

References

1. Ramakrishnan, S. (2016), "Introductory Chapter: Face Recognition – Overview, Dimensionality Reduction, and Evaluation Methods", *Face Recognition. Semisupervised Classification, Subspace Projection and Evaluation Methods*, MCET, Pollachi, India, pp. 1-6.
2. Sundaram, M., Ambika M. (2016), "Face Recognition: Demystification of Multifarious Aspect in Evaluation Metrics", *Face Recognition. Semisupervised Classification, Subspace Projection and Evaluation Methods*, AUCIT, Tamil Nadu, India, pp. 75-92.
3. Wójcik, W., Gromaszek, K., Junisbekov, M. (2016), "Face Recognition: Issues, Methods and Alternative Applications", *Face Recognition. Semisupervised Classification, Subspace Projection and Evaluation Methods*, POLLUB, Lublin, Poland, TARSU, Jambyl, Kazakhstan, pp. 7-28.
4. Fernández-Delgado, M., Cernadas, E., Barro, S., Amorim, D. (2014), "Do we need hundreds of classifiers to solve real world classification problems?", *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 15, pp. 3133-3181.
5. "Face Recognition Vendor Test (FRVT) Part 3: Demographic Effects (NISTIR 8280)", available at: <https://nvlpubs.nist.gov/nistpubs/ir/2019/NIST.IR.8280.pdf>
6. Nebaba S. G. (2017), *The technology of preparing face images for personality recognition in a real time video stream based on an angle compensation and face tracking: dissertation [Tekhnologiya podgotovki izobrazhenij licz k raspoznavaniyu lichnosti v videopotoke v rezhime real'nogo vremeni na osnove kompensaczii rakursa i trekinga licz: dis. ... kan-ta tekh. nauk]*, Tomsk, 136 p.
7. Puyati, W., Walairacht, A. (2008), "Efficiency improvement for unconstrained face recognition by weightening probability values of modular PCA and Wavelet PCA", *Proc. International Conference on Advanced Communication Technology*, Vol. 2, pp. 1449–1453.
8. Woraratpanya, K. (2015), "An improved 2DPCA for face recognition under illumination effects", *Proc. 7th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering*, pp. 448–452.
9. Ferizal, R., Wibirama, S., Setiawan, N. A. (2017), "Gender recognition using PCA and LDA with improve preprocessing and classification technique", *Proc. 7th International Annual Engineering Seminar*, pp. 1-6.
10. Hu, H., Zhang, P., De La Torre, F. (2010), "Face recognition using enhanced linear discriminant", *IET Computer Vision*, Vol. 4, No. 3, pp. 195-208.
11. Wen, Y. (2012), "An improved discriminative common vectors and support vector machine-based face recognition approach", *Expert Systems with Applications*, Vol. 39, No. 4, pp. 4628-4632.
12. Ozdemir, M. A., Elagoz, B., Alaybeyoglu, A., Sadighzadeh, R., Akan, A. (2019), "Real Time Emotion Recognition from Facial Expressions Using CNN Architecture", *Proc. Medical Technologies National Conference*, pp. 1-4.
13. "Face Recognition Vendor Test (FRVT) Ongoing", available at: <https://www.nist.gov/programs-projects/face-recognition-vendor-test-frvt-ongoing>

14. "Face Recognition Vendor Test (FRVT) Part 2: Identification (NISTIR 8271)", available at: <https://nvlpubs.nist.gov/nistpubs/ir/2019/NIST.IR.8271.pdf>
15. Gunasegaran, T., Cheah, Y. N. (2017), "Evolutionary cross validation", *Proc. 8th International Conference on Information Technology*, pp. 89 – 95.
16. Ali, A. M. A (2014), "3D-based pose invariant face recognition at a distance framework", *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, Vol. 9, No. 12, pp. 2158–2169.
17. Ming, Y., Ruan, Q., Wang, X., Mu, M. (2010), "Robust 3D face recognition using learn correlative features", *Proc. 10th International Conference on Signal Processing*, pp. 1382–1385.
18. Neves, J., Proenca, H. (2019), "A leopard cannot change its spots": Improving face recognition using 3D-based caricatures", *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, Vol. 14, No. 1, pp. 151–161.
19. Prabhu, U., Heo, J., Savvides, M. (2011), "Unconstrained pose-invariant face recognition using 3d generic elastic models", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 33, No. 10, pp. 1952 – 1961.
20. Anufriiev, P. O. (2020), "Comparative analysis of research results of the classifiers accuracy on different databases of faces" ["Pori`vnyal`nij anali`z rezul'tati`v dosli`dzen` vi`dnosno tochnosti` klasifi`katori`v na ri`znikh bazakh danikh oblich`"], available at: https://github.com/PavloAnufriiev/thesis_resources/blob/main/articles/anufriiev_recognitiondata2020.pdf
21. "FVC-onGoing: on-line evaluation of fingerprint recognition algorithms", available at: <https://biolab.csr.unibo.it/fvcongoing/UI/Form/Home.aspx#>
22. "Gender Shades", available at: <http://gendershades.org/index.html>
23. Buolamwini, J. (2018), "Gender Shades: Intersectional Accuracy Disparities in Commercial Gender Classification", *Proc. Machine Learning Research*, pp. 1–15.
24. Klare, B. F. (2015), "Pushing the frontiers of unconstrained face detection and recognition: IARPA Janus Benchmark A", *Proc. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 07-12-June, pp. 1931-1939.
25. Qunzhu, T., Rui, Z., Yufei, Y., Chengyao, Z., Zhijun, L. (2019), "Improvement of random forest cascade regression algorithm and its application in fatigue detection: available at", *Proc. 2nd International Conference on Electronics Technology*, pp. 499-503.
26. "The MUG Facial Expression Database", available at: <https://mug.ee.auth.gr/fed/>
27. "Texas 3D Face Recognition Database", available at: <http://live.ece.utexas.edu/research/texas3dfr/>
28. "The UCI Machine Learning Repository", available at: <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets.php>
29. "IEEE Xplore - Advancing Technology for Humanity", available at: <https://ieeexplore.ieee.org/Xplore/home.jsp>
30. Fernandes, S. L., Bala, G. J., Nagabhushan, P., Mandal, S. K., Scientist, F. (2013), "Robust face recognition in the presence of noises and blurring effects by fusing appearance based techniques and sparse representation", *Proc. 2nd International Conference on Advanced Computing, Networking and Security*, pp. 84-89.
31. Hu X., Wang Y., Zhu F., Pan C. (2016), "Learning-based fully 3D face reconstruction from a single image", *Proc. International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Vol. 2016-May, pp. 651-1655.
32. Abdulrahman, M., Gwadabe, T. R., Abdu, F. J., Eleyan, A. (2014), "Gabor wavelet transform based facial expression recognition using PCA and LBP", *Proc. 22nd IEEE Signal Processing and Communications Applications*, pp. 2265-2268.

Надійшла до редакції 14.12.2020

Y. BASHKOV, P. ANUFRIIEV

Donetsk National Technical University, Pokrovsk, Ukraine

yevhen.bashkov@donntu.edu.ua, pavlo.anufriiev@donntu.edu.ua

INVESTIGATION OF THE IMAGE DATABASES INFLUENCE ON THE ACCURACY OF THE FACE RECOGNITION SYSTEMS WITH DIFFERENT CLASSIFICATION METHODS

Face recognition is one of the most popular and powerful part of image recognition theory, which aims to detect and identify a face image in a video stream or photograph. An effective face recognition system should consist of a robust machine learning algorithm that has been trained and tested on an appropriate, standardized image database. In addition, the system is tested using statistical evaluation metrics. Therefore, it is reasonable to consider the existing algorithms, image databases and verification methods of systems to select a stable algorithm for creating a recognition system that will be used in further research and practical application. The

face recognition system consists of the following stages: face detection, feature removal and face recognition. Each of these stages has a specific goal and an appropriate algorithm to achieve it.

The following methods were chosen for the analysis: linear methods (principal components method and linear discriminant analysis), support vector machine, nearest neighbors' method, convolutional neural networks, random forest. The following efficiency metrics were used for comparative analysis: precision, accuracy, error rate, ROC curve. According to the comparative analysis, classifiers based on convolutional neural networks and support vector machine show most efficiency (accuracy – 87,92%). The classical methods of principal components analysis and discriminant analysis are on the same level, but it is 20% lower than the previous methods. The random forest method, although quite effective, is hardly used in facial recognition research.

Also, the analysis reveals that systems which use the appropriate database with one classifier may be worse when working with another. Such variations are caused to the problem of choosing the appropriate method and face image database. Therefore, it is advisable to conduct a statistical analysis, which determines an accurate assessment of methods and image databases. The performed comparative analysis allows to choose the most effective classifier from the point of view of recognition accuracy for its further research and use. We can also estimate the change in recognition accuracy during changing the training data set.

Keywords: *classifier, evaluation metrics, recognition methods, accuracy metric, face image databases, convolutional neural networks.*