

І.П. Сітьков, М.М. Глибовець

МЕТОДИ ОПТИМІЗАЦІЇ АЛГОРИТМІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧЧЯ

У роботі розглянуто основні недоліки сучасних алгоритмів розпізнавання обличчя: низьку швидкість роботи, високу чутливість до якості зображень та розташування обличчя. Запропоновано поділ на три основні підходи до оптимізації алгоритмів розпізнавання обличчя: оптимізація ваги ознак, гіперпараметрів алгоритмів та побудова оптимальної розподіленої системи; наведено приклади застосування алгоритмів Particle Swarm Optimization, Cuckoo Search, методу імітації відпалу, генетичних алгоритмів для усунення згаданих обмежень у наявних алгоритмах. У дослідженні продемонстровано переваги та недоліки вказаних методів оптимізації, визначено перспективні напрями подальших досліджень у галузі оптимізації методів ідентифікації обличчя за допомогою генетичних алгоритмів.

Ключові слова: методи оптимізації, генетичний алгоритм, згорткові нейронні мережі, алгоритми розпізнавання обличчя.

I.P. Sitkov, M.M. Hlybovets

OPTIMIZATION METHODS FOR FACE RECOGNITION ALGORITHMS

The paper examines the main drawbacks of modern face recognition algorithms: low processing speed, high sensitivity to image quality and face positioning. A division into three approaches to face recognition algorithms optimization is proposed: optimization of feature weights, algorithm hyperparameters, and constructing an optimal distributed system architecture. Examples of the application of Particle Swarm Optimization, Cuckoo Search, Simulated Annealing, and genetic algorithms to overcome the mentioned limitations in existing algorithms are provided. The study demonstrates the advantages and disadvantages of these optimization methods and identifies promising directions for further research in face identification methods optimization using genetic algorithms.

Keywords: optimization methods, genetic algorithm, convolutional neural networks, face recognition algorithms.

Вступ

Розпізнавання людини за зображенням обличчя сьогодні є однією з найпоширеніших форм біометричної ідентифікації, яка застосовується як в системах відеонагляду та контролю доступу, так і в роботизованих системах та у взаємодії людини з комп'ютером. Саме тому збільшення попиту на засоби автоматичної детекції породжує потребу в точних та надійних алгоритмах розпізнавання обличчя (далі – РО). Попри досягнення в галузі комп'ютерного зору та широкий спектр застосування методів класифікації зображень, досі існує низка перешкод, які є викликом для сучасних алгоритмів: рівень освітленості обличчя, кут нахилу та повороту, наявність аксесуарів на обличчі, вираз обличчя, вікові зміни, доступність обчислювальних ресурсів на кінцевих пристроях, таких як смартфони

або пристрої Інтернету речей тощо. Наслідком чого є суттєве зниження точності та надійності систем.

Зважаючи на перелічені проблеми, метою роботи став аналіз методів оптимізації алгоритмів розпізнавання обличчя, дослідження основних напрямів їхнього застосування та визначення перспектив подальшого розвитку. Окрім цього, результати, наведені у статті, дозволяють зрозуміти переваги та недоліки розглянутих методів оптимізації.

У галузі біометричної ідентифікації на основі обличчя дослідники запропонували низку алгоритмів. Однак оскільки багато з них було розроблено для вирішення досить специфічних проблем комп'ютерного зору та для аналізу використовували набір даних з обмеженого контрольованого

середовища, застосування таких алгоритмів в умовах відкритого світу не є надійним. Наприклад, алгоритм Weber Local Descriptor вирізняється простотою реалізації та ефективністю на тестувальних даних, демонструючи точність розпізнавання вищу за інші поширені алгоритми (Gabor та SIFT) [1]. Утім, він є чутливим до умов освітлення обличчя, що значно звужує сферу його використання. Удосконалений алгоритм WLCGP, представлений у роботі [2], хоч і виправляє попередній недолік, натомість суттєво збільшує обчислювальні витрати, через що також не може широко використовуватись.

Дослідження на тему застосування алгоритмів РО у реальному середовищі [3] також засвідчує обмеження алгоритмів: зниження точності використання у відкритому світі, проблему розпізнавання розфокусованих та розмитих зображень, необхідність великої кількості тренувальних даних та обчислювальних потужностей для навчання моделей. У наведеному в роботі [4] огляді підходів до розпізнавання обличчя та пов'язаних із цим викликів автори фокусують увагу на 7 типах перешкод, викликаних рівнем освітленості, варіативністю пози та виразу обличчя, пластичними операціями, віковими змінами, низькою роздільною здатністю та оклюзіями. Також нетривіальною задачею досі залишається вибір репрезентативних ознак зображення. Відповідно до [4], незважаючи на низку досліджень у галузі комп'ютерного зору, доступні на сьогодні засоби розпізнавання не вирішують жодну з перелічених проблем ефективно через високу різноманітність умов реального світу, які впливають на вигляд обличчя на фото або відео.

Отже, існує необхідність у дослідженні методів оптимізації алгоритмів РО для покращення їхньої стійкості до перешкод та збільшення точності ідентифікації у відкритому середовищі.

На основі проаналізованих методів оптимізації у роботі запропоновано поділ на напрями відповідно до мети застосування та детально розглянуто спосіб використання цих методів для подолання деяких обмежень алгоритмів РО та підви-

щення точності розпізнавання. Насамкінець вказані шляхи майбутніх досліджень.

Основні напрями оптимізації

Оптимізації алгоритмів РО присвячено велику кількість досліджень. Проаналізувавши деякі з них, нам вдалося виокремити три основні напрями відповідно до мети застосування: оптимізація ваг ознак, гіперпараметрів алгоритму, побудова оптимальної архітектури розподіленої системи.

Оптимізація ваги ознак

Процес розпізнавання обличчя в залежності від алгоритму передбачає низку стадій, серед яких детекція рамок обличчя на зображенні, попередня обробка, нормалізація, узгодження обличчя (зіставлення опорних точок, таких як очі, ніс, рот, з фрагментами зображення), власне класифікація. Однак одним із найважливіших етапів є екстракція ознак обличчя, правильна реалізація якої є передумовою для якісної класифікації. Для цього застосовують як емпіричні методи, які вимагають залучення експерта до формування ознак, так і автоматичну побудову ембедингів за допомогою алгоритмів машинного навчання, методу головних компонент тощо. Проблема полягає в тому, що деякі з ознак є нестійкими до раніше згаданих впливів середовища, або не дозволяють унікально ідентифікувати людину на фото, або не стосуються обличчя, а описують об'єкти на фоні. Як наслідок недосконале числове представлення зображення призводить до значних похибок у передбаченнях алгоритмів. Оптимізація ваги ознак полягає у максимізації впливу репрезентативних ознак та мінімізації значення тих характеристик, які представляють шум або нерелевантну інформацію. Наприклад, відбір може відбуватись шляхом множення значення ознаки на відповідний – більший або менший – коефіцієнт.

Основними інструментами оптимізації ваги ознак в розглянутих роботах є метаевристичні алгоритми Particle Swarm Optimization, метод імітації відпалу, Cuckoo

Search, застосування яких описано в наступних розділах.

Particle Swarm Optimization.

Particle Swarm Optimization (PSO) [5] – стохастичний метаевристичний оптимізаційний алгоритм, заснований на популяціях та інспірований колективною поведінкою птахів у зграях. Для пошуку оптимального розв’язку цільової функції ініціалізують популяцію з розв’язків, представлених трьома векторами у D-вимірному просторі, де D – розмірність пошукового простору: x_i – поточна позиція розв’язку, p_i – попередня найкраща позиція та v_i – швидкість зміни позиції по кожній з координат. Еволюція відбувається шляхом оцінки якості поточних розв’язків за допомогою цільової функції та оновлення їхніх позицій відповідно до векторів швидкості. Останні переобчислюються для кожного розв’язку на основі поточної позиції, попереднього вектору швидкості, власної найкращої позиції, глобального найкращого розв’язку та векторів з випадковими значеннями (конкретна реалізація залежить від модифікації алгоритму). Умовою зупинки є досягнення встановленої максимальної кількості ітерацій або отримання розв’язку, який відповідає визначеним критеріям оптимальності.

У роботі [1] Zhang et al. використовують PSO для оптимізації значень компенсувальних коефіцієнтів (КК) $f_1, \dots, f_8$, що контролюють внесок відповідних 8 ознак у процесі обробки зображення, яке необхідно розпізнати. Ознаки представлені матрицями однакового із зображенням розміру. Їх обчислюють шляхом застосування піксельних перетворень вхідного зображення (S_1, S_2, S_3, S_4 – матриці лівого, правого, верхнього та нижнього зміщення), комбінування матриць зміщення (S_5 – різницева матриця, S_6 – матриця злиття), перетворення матриці S_6 (S_7 – матриця зі зменшеним шумом), перетворення матриці S_7 (S_8 – матриця підсилення). Утворене в результаті застосування КК зображення Sig (1) розбивають на 36 частин та в кожній з них визначають розподіл значень яскравості пікселів. До об’єднаних розподілів застосовують Principal Component Analysis (PCA) для зменшення розмірності вектора та класифі-

кують утворені ембединги за допомогою моделі SVM.

$$Sig = A + \sum_{i=0}^8 f_i * S_i, \quad (1)$$

де A – вхідне зображення.

Використання алгоритму оптимізації у цьому випадку є обґрунтованим, оскільки виконати повний перебір усіх комбінацій значень (якщо розглядати проміжок $[-10, 10]$ з кроком 0.01) за прийнятний час не можливо. Однак підбір оптимальних значень для КК є критичним, оскільки вони безпосередньо впливають на вагу ознак зображення.

Представлені у роботі [1] експерименти свідчать про ефективність оптимізації. Автори наводять результати тестування власної моделі Image Feature Compensation (IFC) на трьох датасетах (ORL, YALE, MU_PIE), а також на графіках порівнюють ефективність з іншими алгоритмами. У таблиці 1 наведено узагальнене порівняння на основі даних з дослідження [1].

Таблиця 1
Результати застосування IFC до датасетів

Датасет	Порівняння з результатами LBP, CLBP, IGP, WLCGP, IGFC	Узагальненість КК
ORL	IFC показує найвищу точність на кількості тренувальних зразків < 7.	Узагальненість висока; вища точність при застосуванні до YALE, на MU_PIE точність не знижується.
YALE	IFC показує загалом вищу точність.	Нижча точність на ORL, висока – на MU_PIE.
MU_PIE	IFC досягає значно вищої точності.	Нижча точність на ORL, висока – на YALE.

Результати дослідження демонструють здатність моделі до узагальнення, вищу точність у порівнянні з відомими алгорит-

мами, а отже, оптимізація за допомогою PSO виявилась ефективною для відбору репрезентативних ознак.

Cuckoo Search Algorithm. Cuckoo Search Algorithm (CSA) [6] – ще один метаевристичний оптимізаційний алгоритм, інспірований природою, а саме паразитичною поведінкою зозулі. Алгоритм спирається на 3 основні правила:

1. Кожна зозуля відкладає одне яйце за раз у випадково обране гніздо.
2. Гнізда з яйцями найкращої якості переходять у наступне покоління.
3. Кількість гнізд фіксована, і власник гнізда може виявити підкинуте яйце з імовірністю $P_a \in [0, 1]$, після чого може або викинути яйце, або залишити гніздо та побудувати нове.

Алгоритм також використовує поняття польоту Леві – випадкового блукання в просторі рішень – для генерування нових розв’язків. Процес оптимізації відбувається ітеративно, де на кожному кроці “зозуля” створює розв’язок та розміщує його у випадковому “гнізді”, якщо якість нового розв’язку вища за якість розв’язку, що зберігався там до цього. Тоді частина (P_a) найгірших розв’язків замінюється випадковими новими, і цикл повторюється. Зупинка алгоритму відбувається після досягнення максимальної кількості ітерацій або виконання іншої заданої умови.

У роботі [7] метою застосування CSA також є пошук оптимального набору репрезентативних ознак. На відміну від попереднього дослідження [1], Preeti Malhotra et al. для отримання початкового набору ознак використовують Discrete Cosine Transform (DCT) у поєднанні з PCA. Результати експериментів на датасеті ORL демонструють, що з використанням CSA алгоритм досягає більшої точності (Рис. 1) у порівнянні із застосуванням інших методів оптимізації: PSO, GA, DE (Differential Evolution). Автори також відзначають, що зменшення кількості ознак шляхом опти-

мізації не призводило до погіршення точності РО.

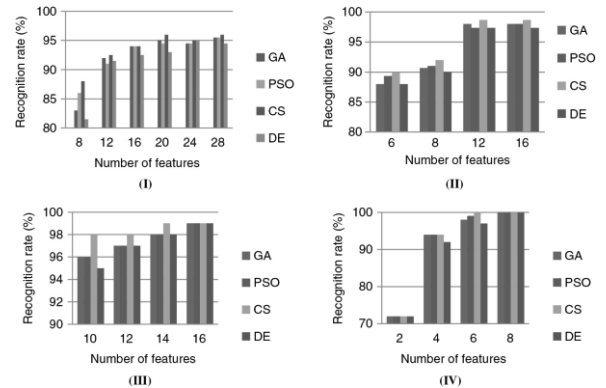


Рис. 1. Порівняння точності розпізнавання між алгоритмами із застосуванням CSA, PSO, GA, DE на датасеті ORL. (I) 40 класів, (II) 30 класів, (III) 20 класів, (IV) 10 класів [7].

Метод імітації відпалу. Метод імітації відпалу – один із найпростіших та найвідоміших метаевристичних оптимізаційних алгоритмів та походить від металургійного процесу термообробки сталі. Оптимізація цільової функції починається з ініціалізації початкової температури та розв’язку випадковими значеннями з простору рішень. На кожному ітерації, поки температура є вищою за встановлений поріг, формують новий розв’язок з околу поточного розв’язку (шляхом невеликого кроку, обміну позицій тощо) та знаходять різницю між значеннями цільової функції на двох розв’язках. Якщо новий розв’язок є кращим (залежно від мети краще мінімізує або максимізує функцію), його приймають як поточний найкращий розв’язок. Інакше його можуть прийняти лише з імовірністю $P = e^{\frac{-\Delta E}{T}}$, де ΔE – різниця значень, T – поточна температура, яка зменшується зі спаданням температури. Наступним кроком зменшують температуру відповідно до встановленої функції (наприклад, $T_{\text{new}} = \alpha T$, $\alpha \in (0, 1)$) та повторюють ітерацію.

Дослідження на тему застосування методу імітації відпалу для оптимізації компенсувальних коефіцієнтів $f_1, \dots, f_8$ продемонстровано на прикладі алгоритму Efficient Face Recognition Algorithm (EFRA) в роботі [8]. Для опису 8 ознак обличчя ($P_1, \dots, P_8$) автори ввели поняття верхнього, ни-

жнього, лівого, правого, верхнього лівого, правого, нижнього лівого, правого градієнтів, які обчислюються відніманням значень пікселів у сусідніх рядках або стовпцях зображення або по діагоналі. Наступні кроки (розбиття зображення на блоки, підрахунок розподілів яскравості пікселів, зменшення розмірності за допомогою PCA та класифікація з використанням SVM) аналогічні тим, що наведені у розділі про Particle Swarm Optimization.

Обмеження, які намагаються подолати дослідники, – низька точність алгоритмів РО у процесі класифікації зображень, де обличчя частково перекрите іншими об'єктами (масками, окулярами тощо), та низька швидкість класифікації.

Результати експериментів засвідчили вищу точність запропонованого алгоритму на датасетах ORL та YALE у порівнянні з іншими алгоритмами (LBP, CLBP, WLCGP, IGFC). Однак алгоритм поступився у точності LBP на датасеті MU_PIE. За швидкістю розпізнавання алгоритм EFRA виявився гіршим за IGFC, що автори пояснюють витратами на обчислення 8 ознак замість 4, як в алгоритмі IGFC.

Оптимізація архітектури розподіленої системи

У сучасному світі все частіше виникає потреба проводити РО на кінцевих пристроях (edge devices), які мають досить обмежену потужність та обчислювальну здатність (смартфони, камери відеонагляду, системи контролю якості продукції, окуляри віртуальної реальності, розумні біометричні замки, дрони, роботи тощо). Оптимізації алгоритмів для ефективної роботи в середовищі з обмеженими ресурсами присвячено роботи [9], [10]. Іншим підходом до покращення якості ідентифікації на кінцевих пристроях є побудова оптимальної розподіленої системи, яка ефективно використовує можливості всіх учасників взаємодії. Важливу роль у системах сьогодні відіграють хмарні платформи, які дозволяють гнучко використовувати обчислювальні потужності у великих обсягах.

У дослідженні [11] автори пропонують оптимальну архітектуру системи для

розпізнавання обличчя у реальному часі, де взаємодіють хмарні сервери та кінцеві пристрої. Основною метою є збільшення швидкості РО. Для цього процес розпізнавання розділяють на два етапи:

- 1) детекція обличчя на зображенні;
- 2) власне розпізнавання обличчя.

Перший етап передбачає визначення обмежувальної рамки навколо обличчя на фреймах відео та розмітку обличчя (детекцію очей, носа, рота) за допомогою згорткової нейронної мережі MTCNN з подальшим обтинанням зображення. Цей етап відбувається безпосередньо на кінцевих пристроях. У випадку успішної детекції оброблені фрейми надсилають до сервера. За рахунок зменшення розміру зображень процес обміну даними та розпізнавання значно прискорюється.

Другий етап проходить на стороні сервера та включає розпізнавання обличчя за допомогою алгоритма Dlib. Кожне зображення представляють як 128-вимірний ембедінг, для якого за Евклідовою відстанню знаходять найкращий відповідник серед зображень у базі даних.

Оцінку ефективності впровадженої системи автори проводили на основі порівняння кількості фреймів, які система могла обробити за секунду. Для експериментів використовувались відео різної довжини (50, 40, 10 секунд), роздільної здатності (HD, FHD) та FPS (30, 60, 90). Результати продемонстрували збільшення швидкості обробки відео у 8.5 разів у порівнянні з системою, яка складалася тільки з кінцевого пристрою, та в 1.91 разів у порівнянні з системою, яка включала тільки хмарні сервери.

Отримані переваги у швидкості свідчать про перспективність наряду з розробки колаборативних систем.

Оптимізація гіперпараметрів алгоритмів

Гіперпараметри визначають ефективність алгоритму. Однак широкий домен кожного з них та кількість шуканих змін-

них унеможлиблюють повний перебір варіантів для отримання оптимальних значень під час вирішення конкретної задачі, що викликано високими обчислювальними витратами. У зв'язку з цим розробники встановлюють параметри емпіричним шляхом, спираючись на попередні дослідження та закономірності, що також часто не є ефективним. Для вирішення вказаної проблеми до значень часто застосовують оптимізаційні алгоритми.

Поруч з уже розглянутими алгоритмами розпізнавання обличчя для класифікації зображень використовують згорткові нейронні мережі (ЗНН), які сьогодні є класичним інструментом комп'ютерного зору. Вони демонструють високу точність та узагальненість за умови правильної архітектури, тому оптимізації їхніх гіперпараметрів приділяють значну увагу. Зокрема, для цього використовують генетичні алгоритми.

Генетичні алгоритми. Генетичні алгоритми – сімейство метаевристичних оптимізаційних алгоритмів, які симулюють генетичні процеси над популяціями розв'язків. Алгоритм починає роботу з ініціалізації популяції хромосом – розв'язків, кожен ген відповідає за шукану змінну або її частину (у випадку бінарного кодування). Після цього на кожній ітерації виконується оцінка пристосованості хромосом за допомогою функції здоров'я. Далі відповідно до методу селекції хромосоми відбирають до батьківського пулу. Популяція для наступного покоління формується шляхом застосування кросинговеру (обміну хромосом ділянками генів між собою) та мутації (випадкової зміни генів) до хромосом у батьківському пулі. Еволюційний процес продовжуються, доки не буде досягнуто умови зупинки або кількість ітерацій не перевищить максимальну.

У роботі [12] автори досліджують ефективність застосування генетичного алгоритму для оптимізації гіперпараметрів ЗНН на прикладі запропонованої моделі CNN-GA. Вони прагнуть збільшити її точність у розпізнаванні обличчя з різним кутом повороту. Namrata Karlupia et al. для оптимізації обрали основні гіперпараметри – кількість та розмір згорткових фільтрів для 2,

3, та 4-шарових ЗНН; функція здоров'я представлена як $100 - accuracy\%$.

За результатами експериментів найвищу точність (94.5%) було досягнуто в процесі використання 4-шарової ЗНН з оптимізованими параметрами. Автори також демонструють перевагу моделі CNN-GA в точності, наводячи порівняння з іншими алгоритмами: AlexNet (78%), VGG-16 (85.002%), ResNet50 (86.066%), InceptionV3 (87.11%) та власною моделлю з емпірично підібраними значеннями параметрів (60%).

Дослідження Sehla Loussaief et al. [13] також було спрямоване на вивчення впливу оптимізації гіперпараметрів ЗНН за допомогою генетичного алгоритму на результати класифікації. Модель, отримана ручним підбором значень, виявилася неточною (30%), тоді як запропонована 5-шарова ЗНН з оптимізованими параметрами досягла показника 98.94%.

Окрім вищої точності оптимізованої моделі, автори Yanan Sun et al. за підсумками роботи [14] відзначають зменшення кількості тренуваних параметрів моделі, що тягне за собою зниження обчислювальних витрат на навчання алгоритму та збільшення його швидкодії.

Висновки

У роботі розглянуто основні обмеження сучасних методів розпізнавання обличчя, до яких належить низька швидкість обробки, чутливість до якості зображення та розміщення обличчя. За підсумками аналізу виокремлено 3 напрями застосування оптимізації: оптимізація ваг ознак зображення, гіперпараметрів алгоритму, побудова оптимальної архітектури розподіленої системи. Також наведено метаевристичні оптимізаційні алгоритми PSO, CSA, метод імітації відпалу, генетичні алгоритми, які дозволяють ефективно долати деякі зі згаданих обмежень, зокрема, низьку точність розпізнавання обличчя під різним кутом повороту або частково перекритих іншими об'єктами. Вказані алгоритми вирішують проблеми відбору репрезентативних ознак та пошуку оптимальних значень для гіперпараметрів. Для ілюстрації продуктивності оптимізованих алгоритмів РО ми навели

результати досліджень, де їх було успішно імплементовано та протестовано. Окрему увагу у роботі приділено важливості організації оптимальної архітектури систем для розпізнавання обличчя, оскільки від цього залежить їхня швидкодія.

Перспективним напрямом сьогодні є дослідження алгоритмів машинного навчання, тому подальші зусилля у сфері застосування методів оптимізації можуть бути спрямовані на вивчення ефективності використання генетичного алгоритму для оптимізації гіперпараметрів згорткових нейронних мереж, які визначають швидкість навчання моделі, кількість епох, зсув згорткового фільтра та dropout rate. Результати стануть корисними для розуміння практичності оптимізації вказаних гіперпараметрів та доцільності її використання в подальших розробках.

Література

1. Zhang, Y. and Yan, L. (2023) 'Face recognition algorithm based on particle swarm optimization and image feature compensation,' *SoftwareX*, 22, p. 101305. <https://doi.org/10.1016/j.softx.2023.101305>.
2. Fang, S. *et al.* (2017) 'Face recognition using weber local circle gradient pattern method,' *Multimedia Tools and Applications*, 77(2), pp. 2807–2822. <https://doi.org/10.1007/s11042-017-4412-8>.
3. Zafeiriou, S., Zhang, C. and Zhang, Z. (2015) 'A survey on face detection in the wild: Past, present and future,' *Computer Vision and Image Understanding*, 138, pp. 1–24. <https://doi.org/10.1016/j.cviu.2015.03.015>.
4. Oloyede, M.O., Hancke, G.P. and Myburgh, H.C. (2020) 'A review on face recognition systems: recent approaches and challenges,' *Multimedia Tools and Applications*, 79(37–38), pp. 27891–27922. <https://doi.org/10.1007/s11042-020-09261-2>.
5. Poli, R., Kennedy, J. and Blackwell, T. (2007) 'Particle swarm optimization,' *Swarm Intelligence*, 1(1), pp. 33–57. <https://doi.org/10.1007/s11721-007-0002-0>.
6. Gandomi, A.H., Yang, X.-S. and Alavi, A.H. (2012) 'Erratum to: Cuckoo search algorithm: a metaheuristic approach to solve structural optimization problems,' *Engineering With Computers*, 29(2), p. 245. <https://doi.org/10.1007/s00366-012-0308-4>.
7. Malhotra, P. and Kumar, D. (2017) 'An optimized face recognition system using Cuckoo search,' *Journal of Intelligent Systems*, 28(2), pp. 321–332. <https://doi.org/10.1515/jisys-2017-0127>.
8. Yan, L., Zhang, Yanhu and Zhang, Yanjun (2023) 'A fast face recognition system based on annealing algorithm to optimize operator parameters,' *The Imaging Science Journal*, 71(4), pp. 323–330. <https://doi.org/10.1080/13682199.2023.2182261>.
9. Huang, J., Shang, Y. and Chen, H. (2019) 'Improved Viola-Jones face detection algorithm based on HoloLens,' *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2019(1). <https://doi.org/10.1186/s13640-019-0435-6>.
10. Li, W. *et al.* (2023) 'Face recognition model optimization research based on embedded platform,' *IEEE Access*, 11, pp. 58634–58643. <https://doi.org/10.1109/access.2023.3277495>.
11. Oroceo, P.P. *et al.* (2022) 'Optimizing Face Recognition Inference with a Collaborative Edge-Cloud Network,' *Sensors*, 22(21), p. 8371. <https://doi.org/10.3390/s22218371>.
12. Karlupia, N. *et al.* (2023) 'A genetic algorithm based optimized convolutional neural network for face recognition,' *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 33(1). <https://doi.org/10.34768/amcs-2023-0002>.
13. Loussaief, S. and Abdelkrim, A. (2018) 'Convolutional Neural Network Hyper-Parameters Optimization based on Genetic Algorithms,' *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 9(10). <https://doi.org/10.14569/ijacsa.2018.091031>.
14. Sun, Y. *et al.* (2020) 'Automatically designing CNN architectures using the genetic algorithm for image classification,' *IEEE Transactions on Cybernetics*, 50(9), pp. 3840–3854. <https://doi.org/10.1109/tcyb.2020.2983860>.

Одержано: 18.07.2024

Внутрішня рецензія отримана: 24.07.2024

Зовнішня рецензія отримана: 25.07.2024

Про авторів:

Сітьков Ілля Павлович,
магістр 2 року навчання
спеціальності “Комп’ютерні науки”
<https://orcid.org/0009-0004-6311-1442>

Глибовець Микола Миколайович,
доктор фізико-математичних
наук, професор.
<https://orcid.org/0009-0005-6942-8026>

Місце роботи авторів:

Національний університет
«Києво-Могилянська академія»,
04070, м. Київ, вул. Сковороди, 2.
Тел.: (044) 463-69-85
Email: i.sitkov@ukma.edu.ua
Email: glib@ukma.edu.ua