

УДК 004.932+004.056.53

DOI [https://doi.org/10.24144/2616-7700.2024.45\(2\).286-291](https://doi.org/10.24144/2616-7700.2024.45(2).286-291)**С. В. Шкіря¹, О. В. Корник²**

¹ ДВНЗ «Ужгородський національний університет»,
аспірант кафедри системного аналізу та теорії оптимізації
serhii.shkiria@uzhnu.edu.ua

ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-7129-2823>

² ДВНЗ «Ужгородський національний університет»,
аспірант кафедри теорії ймовірностей і математичного аналізу
oleksandr.kornuk@uzhnu.edu.ua

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0170-2309>**АНАЛІЗ МЕТОДІВ АВТЕНТИФІКАЦІЇ ЦИФРОВИХ ОБ'ЄКТІВ**

У статті розглянуто проблему автентифікації цифрових об'єктів, що має важливе значення для багатьох сучасних технологій і досліджень, зокрема розпізнавання образів та обробки зображень. Описані виклики, пов'язані з аналізом і класифікацією зображень в умовах зростаючих обсягів цифрових даних, а також потреба у створенні ефективних методів, здатних працювати в реальному часі.

Сучасні технології, такі як глибоке навчання та нейронні мережі, відкрили нові можливості у вирішенні цих завдань, забезпечуючи високу точність і продуктивність. Проте залишаються невирішеними проблеми, пов'язані з обробкою зображень за поганого освітлення, різноманітністю об'єктів, потребою у великих навчальних вибірках і високою обчислювальною складністю.

Проаналізовано сучасні методи розпізнавання облич, включно з такими, як DeepFace, DeepID, FaceNet, VGG Face, та OpenFace. У статті наведено порівняльний аналіз їхньої точності, особливостей і вимог до обчислювальних ресурсів. Особливу увагу приділено використанню глибоких згорткових нейронних мереж у поєднанні зі спеціалізованими функціями втрат, що забезпечують високу точність розпізнавання.

Запропоновані напрями можуть значно розширити можливості застосування цих технологій у прикладних задачах.

Ключові слова: автентифікація цифрових об'єктів, розпізнавання образів, глибоке навчання, нейронні мережі, методи розпізнавання облич.

1. Вступ. Задача автентифікації цифрових об'єктів є актуальною в багатьох областях сучасних технологій та досліджень. Наприклад, розпізнавання образів та обробка зображень є критичними компонентами для розробки систем автоматичного керування, медичних діагностичних систем, безпекових систем та багатьох інших прикладних сфер. Зокрема, задачі, пов'язані з класифікацією та аналізом зображень у різних умовах освітлення та на різних типах об'єктів, часто виникають на практиці та потребують ефективних рішень.

З кожним роком обсяги цифрових даних, включаючи зображення та відео, стрімко зростають. Це створює потребу в ефективних методах аналізу та класифікації зображень, які можуть працювати в режимі реального часу та обробляти великі обсяги інформації.

Сучасні технології, зокрема глибоке навчання та нейронні мережі, відкрили нові можливості для вирішення задач класифікації зображень. Вони дозволяють досягти високої точності та ефективності, але водночас потребують подальших досліджень для оптимізації та адаптації до різних умов і вимог.

Незважаючи на значні досягнення, задачі класифікації зображень стикаються з низкою викликів, таких як обробка зображень в умовах поганого освітлення, різноманітність об'єктів, потреба у великих навчальних вибірках та висока обчислювальна складність. Це робить дослідження в цій сфері актуальним та необхідним.

2. Аналіз останніх досліджень і публікацій. Сучасні системи розпізнавання та класифікації зображень включають широкий спектр методів і технологій. Наведемо кілька важливих напрямків, для яких тестувалася задача розпізнавання образів (чи це одна й та сама людина чи ні), а також відповідні джерела. Використання 3D моделювання облич та DCNN для розпізнавання облич DeepFace. Цей метод продемонстрував добру продуктивність на великих наборах даних, таких як LFW і був першим, який застосував глибокі згорткові нейронні мережі для розпізнавання облич. Однак, через велику обчислювальну складність, потребує багато ресурсів для навчання та роботи і може бути чутливим до змін умов освітлення та позицій обличчя [1].

Метод який ґрунтується на застосуванні DCNN та PCA для класифікації облич DeepID відзначився хорошою точністю завдяки архітектурним варіаціям та оптимізації функцій втрат, включає в себе використання різноманітних векторів ознак для покращення розпізнавання. Однак це потребує багато етапів налаштування та оптимізації, при цьому точність може знижуватись при перекритті облич або при значних змінах у зовнішності [2].

Модифікація DeepID з комбінованими функціями втрат DeepID2 забезпечила поліпшену точність завдяки комбінованим функціям втрат на різних рівнях нейронної мережі, однак потребує великої кількості обчислювальних ресурсів для тренування [3].

Використання DCNN, PCA з функціями втрат на різних рівнях DeepID2+ відзначився високою продуктивністю навіть при обмежених даних для навчання, включає в себе застосування вдосконалених архітектур та різноманітних векторів ознак для підвищення точності. При цьому метод потребує великого обсягу навчальних даних для підтримки високої точності та обчислювальних витрат для реалізації в реальному часі [4].

Використовує DCNN та триплетну функцію втрат для вбудовування зображень FaceNet підвищує точність розпізнавання, демонструє високу продуктивність на великих наборах даних та реальних зображеннях. При цьому накладаються вимоги до великого обсягу обчислювальних ресурсів для навчання а також присутня залежність від якісного збору триплетів для навчання, що може бути обчислювально затратним [5].

Face++ ґрунтується на застосуванні DCNN та PCA для розпізнавання облич. Його особливістю є те, що він використовує інноваційні підходи, такі як PCA та DCNN, для підвищення точності. Метод добре працює на різноманітних наборах даних завдяки гнучкості архітектури, але можливі проблеми з узагальненням на нові типи зображень або невідомі обличчя [6].

VGG Face є одним з найкращих методів розпізнавання облич, що базується на глибоких нейронних мережах і має високу точність розпізнавання облич на різних наборах даних. Метод використовує велику архітектуру з багатьма шарами, що дозволяє йому досягати високої точності [7].

Інструментарій з відкритим вихідним кодом OpenFace для розпізнавання

облич став популярним завдяки своїй легкій архітектурі та доступності для дослідників та розробників. Він використовує глибокі навчальні моделі, але при цьому залишається легким у реалізації [8].

3. Формалізація задачі. У багатьох прикладних задачах, пов'язаних із автентифікацією цифрових об'єктів, виникає необхідність порівняння двох зображень для визначення їх відповідності. Найчастіше такі завдання стосуються розпізнавання облич людей, оскільки ця технологія має широкий спектр застосувань у різних галузях. Наприклад, вона використовується в системах безпеки для контролю доступу до приміщень чи інформаційних систем, у мобільних пристроях для розблокування за допомогою обличчя, а також у відеоспостереженні для ідентифікації осіб у реальному часі. Окрім того, порівняння облич є важливим у таких сферах, як фінансові послуги для верифікації клієнтів, медицина для аналізу фізіологічних змін, та розваги, де технології автентифікації інтегруються в ігри або соціальні мережі. Автоматичне порівняння облич забезпечує високу точність і швидкість процесу, що робить ці методи критично важливими для сучасних систем, особливо в умовах зростаючих обсягів даних та потреби в обробці інформації в реальному часі. Розвиток таких технологій сприяє підвищенню безпеки, зручності користування та ефективності роботи багатьох систем.

Для двох вхідних зображень облич визначити, чи є вони зображеннями однієї і тієї ж особи, повернувши рішення у вигляді бінарного результату: $true(1)$ або $false(0)$. Вхідними даними для даної задачі є два зображення облич: x_1 та x_2 . Зображення x_1 та $x_2 \in R^{H \times W \times C}$, де H — висота зображення в пікселях, W — ширина, C — кількість кольорових каналів. Для стандартного кодування зображень RGB кількість каналів рівна 3. Нам потрібно побудувати таку функцію $f(x_1, x_2) \rightarrow \{0, 1\}$ яка мінімізує кількість помилкових рішень при визначенні відповідності облич та повертає значення 1, якщо на зображеннях одна особа, або 0 — якщо різні особи.

Навчальною множиною для даної задачі є множина $D = \{(x_{1i}, x_{2i}, y_i)\}_{i=1}^N$, де $y_i \in \{0, 1\}$. Навчальною множиною для задачі автентифікації цифрових об'єктів є набір зображень, який використовується для навчання алгоритму розпізнавання. Цей набір містить парні зображення, де кожна пара позначена відповідною міткою: 1 для пар, що належать одній особі, і 0 для пар, що представляють різних осіб. Метою використання такої множини є забезпечення алгоритму достатньої кількості даних для навчання моделі розпізнавання. Завдяки цьому алгоритм здатен навчитися виділяти ключові ознаки обличчя, визначати схожості й відмінності між зображеннями, а також адаптуватися до різних умов освітлення, ракурсів та якості зображень. Навчальна множина є критично важливою, оскільки якість і розмаїття даних у ній значною мірою впливають на точність і надійність роботи моделі в реальних умовах. Вона дозволяє мінімізувати помилки розпізнавання, що є ключовим фактором для успішного застосування алгоритму у практичних завданнях.

Для розрахунку похибки методу будемо користуватись формулою:

$$\Delta = (m - r)/m,$$

де r — кількість коректних автентифікацій, m — загальна кількість автентифікацій. При порівнянні функцій автентифікації при фіксованій множині D ,

кращою є та функція, яка забезпечує максимальну точність, тобто мінімізує похибку. При розв'язуванні практичних задач на обчислення функції аутентифікації діє обмеження по часу.

4. Порівняльна характеристика методів розпізнавання обличчя. Deep Convolutional Neural Networks (DCNN) є основною архітектурою нейромереж, що використовуються для завдань розпізнавання обличчя завдяки своїй високій точності та можливостям генералізації. В таблиці 1 наведено порівняльну характеристику точності методів та їх особливості.

Таблиця 1.

Порівняльний аналіз методів розпізнавання обличчя

| Метод | Особливості | Точність (%) |
|-----------------|---|--------------|
| DeepFace | Характеризується використанням 3D-моделювання обличчя для покращення виявлення просторових ознак, застосуванням DCNN для екстракції векторів ознак, з функцією втрат, яка базується на softmax. | 97.35 ± 0.25 |
| DeepID | Застосовує метод головних компонент (PCA) для зменшення розмірності ознак, використовує softmax функцію втрат для класифікації, вирізняється різноманітністю в архітектурних підходах для підвищення точності. | 97.45 ± 0.26 |
| DeepID2 | Поліпшена версія DeepID, поєднує кілька функцій втрат, застосованих на різних рівнях DCNN. | 99.15 ± 0.15 |
| DeepID2+ | Покращена версія DeepID2, яка включає додаткові вдосконалення архітектури, такі як використання різноманітних векторів ознак, отриманих на різних рівнях мережі, що забезпечує більш повний опис обличчя. | 99.47 ± 0.12 |
| FaceNet | Характеризується використанням триплетної функції втрат для навчання моделі, що дозволяє мінімізувати відстань між вбудовуваннями обличчя однієї особи та максимізувати відстань між вбудовуваннями різних осіб. Використовується евклідовий простір, де близькість векторів відповідає схожості обличчя. | 99.63 ± 0.09 |
| Face++ | Характеризується використанням DCNN для екстракції ознак обличчя, застосуванням методу головних компонент (PCA) для зменшення розмірності, а також впровадженням інших інноваційних підходів для покращення точності та ефективності розпізнавання обличчя. | 99.50 ± 0.36 |
| VGG Face | Відзначається використанням DCNN з великою кількістю шарів, що дозволяє моделі ефективно вивчати складні ознаки обличчя. Така архітектура сприяє досягненню високої точності в задачах розпізнавання та верифікації обличчя. | 98.95 |
| OpenFace | Характеризується як легка модель, що оптимізована для роботи на мобільних платформах. Забезпечує ефективне розпізнавання обличчя при збереженні високої продуктивності, навіть на пристроях з обмеженими обчислювальними ресурсами. | 92.92 |

Тестування для них проводилося на наборі даних Labelled Faces in the Wild (LFW) та YouTube Faces (FaceNet), які стали стандартами для тестування алгоритмів розпізнавання. Рівень точності, досягнутий людиною у задачі розпізнавання обличчя на цьому наборі даних складає 97.53% [5]. Найкращі результати показали методи, що використовують глибокі згорткові нейронні мережі в поєднанні з функціями втрат, спеціально розробленими для задачі розпізнавання обличчя, як-от триплетна функція втрат у FaceNet. При цьому на більшість методів накладаються вимоги до великого обсягу обчислювальних ресурсів для

навчання та обробки великої кількості зображень.

5. Висновки та перспективи подальших досліджень. Актуальність задачі класифікації зображень обумовлена її важливістю для багатьох сфер життя та бізнесу, необхідністю обробки великих обсягів даних, швидким розвитком технологій та великим потенціалом для інновацій. У даній статті ми розглянули різні методи класифікації зображень з використанням нейронних мереж, їх переваги та недоліки. Основними критеріями порівняння були точність, швидкість обробки, вимоги до обчислювальних ресурсів та стійкість до варіацій зображень. Для більшості методів неврахованими факторами залишаються такі характеристики як перекриття обличчя, етнічна різноманітність, якість зображення та чутливість до зміни освітлення.

Незважаючи на досягнуті успіхи, методи все ще мають простір для покращення. Подальші дослідження можуть бути спрямовані на вдосконалення алгоритмів для кращої генералізації на нових наборах даних, підвищення стійкості до змін освітлення, виразів облич та позицій. Також важливим напрямком є розробка більш ефективних моделей, які б відповідали вимогам реального часу, особливо в умовах обмежених ресурсів. Ці напрямки можуть значно вплинути на різні аспекти нашого життя, допомогти усунути наявні недоліки та розширити можливості застосування цих технологій в реальних умовах.

Список використаної літератури

1. Taigman Y., Yang M., Ranzato M., Wolf L. DeepFace: Closing the Gap to Human-Level Performance in Face Verification. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2014. pp. 1701–1708.
2. Sun Y., Wang X., Tang X. Deep Learning Face Representation by Joint Identification-Verification. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2014. Vol. 27.
3. Sun Y., Chen Y., Wang X., Tang X. DeepID2: Deep Learning Face Representation with Joint Identification-Verification Supervision. 2014. arXiv:1404.2274.
4. Sun Y., Wang X., Tang X. DeepID3: Face Recognition with Very Deep Neural Networks. 2015. arXiv:1502.00873.
5. Schroff F., Kalenichenko D., Philbin J. FaceNet: A Unified Embedding for Face Recognition and Clustering. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2015. pp. 815–823.
6. Zhou E., Fan H., Cao Z., Jiang Y., Yin Q. Learning Deep Face Representation with Long-Tailed Data. 2015. arXiv:1506.01509.
7. Parkhi O. M., Vedaldi A., Zisserman A. Deep Face Recognition. *Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC)*. 2015. BMVA Press. DOI: <https://doi.org/10.5244/C.29.41>
8. Amos B., Ludwiczuk B., Satyanarayanan M. OpenFace: A general-purpose face recognition library with mobile applications. CMU School of Computer Science. *Technical Report*. 2016. URL: <https://elijah.cs.cmu.edu/DOCS/CMU-CS-16-118.pdf>
9. Wang M., Deng W. Deep Face Recognition: A Survey. *Neurocomputing*. 2020. Vol. 429. pp. 215–244.

Shkiria S. V., Kornyk O. V. Analysis of digital object authentication methods.

The article addresses the problem of digital object authentication, which is of great importance for many modern technologies and studies, particularly in image recognition and processing. It describes the challenges associated with image analysis and classification in the context of increasing volumes of digital data, as well as the need to develop efficient methods capable of operating in real-time.

Modern technologies, such as deep learning and neural networks, have opened new opportunities for solving these tasks, providing high accuracy and performance. However,

unresolved issues remain, including image processing under poor lighting conditions, object diversity, the need for large training datasets, and high computational complexity.

The article analyzes contemporary face recognition methods, including DeepFace, DeepID, FaceNet, VGG Face, and OpenFace. A comparative analysis of their accuracy, features, and computational resource requirements is provided. Particular attention is given to the use of deep convolutional neural networks (DCNN) in combination with specialized loss functions, which ensure high recognition accuracy.

The proposed directions can significantly expand the applicability of these technologies in applied problems.

Keywords: Digital object authentication, Image recognition, Deep learning, Neural networks, Face recognition methods.

References

1. Taigman, Y., Yang, M., Ranzato, M., & Wolf, L. (2014). DeepFace: Closing the Gap to Human-Level Performance in Face Verification. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 1701–1708.
2. Sun, Y., Wang, X., & Tang, X. (2014). Deep Learning Face Representation by Joint Identification-Verification. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 27.
3. Sun, Y., Chen, Y., Wang, X., & Tang, X. (2014). DeepID2: Deep Learning Face Representation with Joint Identification-Verification Supervision. arXiv:1404.2274.
4. Sun, Y., Wang, X., & Tang, X. (2015). DeepID3: Face Recognition with Very Deep Neural Networks. arXiv:1502.00873.
5. Schroff, F., Kalenichenko, D., & Philbin, J. (2015). FaceNet: A Unified Embedding for Face Recognition and Clustering. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 815–823.
6. Zhou, E., Fan, H., Cao, Z., Jiang, Y., & Yin, Q. (2015). Learning Deep Face Representation with Long-Tailed Data. arXiv:1506.01509.
7. Parkhi, O. M., Vedaldi, A., & Zisserman, A. (2015). Deep Face Recognition. In *Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC)*, BMVA Press. <https://doi.org/10.5244/C.29.41>
8. Amos, B., Ludwiczuk, B., & Satyanarayanan, M. (2016). OpenFace: A general-purpose face recognition library with mobile applications. CMU-CS-16-118, CMU School of Computer Science. *Tech. Rep.*
9. Wang, M., & Deng, W. (2020). Deep Face Recognition: A Survey. *Neurocomputing*, 429, 215–244.

Одержано 28.09.2024