

УДК 004.04.046

DOI: 10.31673/2412-9070.2020.033437

В. С. ОРЛЕНКО, канд. техн. наук, доцент;

І. І. КОЛОСІНСЬКИЙ, студент,

Державний університет телекомунікацій, Київ

## ПОБУДОВА АЛГОРИТМУ АВТОМАТИЗАЦІЇ СИСТЕМИ ДОСТУПУ ДО ОБ'ЄКТА НА ОСНОВІ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧ ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

*Розглянуто технічну сторону розпізнавання облич — нейронну мережу. Обґрунтовано переваги її використання для ідентифікації людини, проаналізовано етапи порівняння зображень облич.*

*Перший етап визначено як пошук обличчя на фотографії. За допомогою тестів визначено нейронну мережу, яка дає можливість найбільш ефективно отримувати нормалізоване зображення обличчя людини.*

*Другий етап — знаходження рис обличчя, за якими надалі проводитиметься порівняльний аналіз. Саме цей етап став головним у дослідженні — було виконано 16 наборів тестів по 12 тестів у кожному.*

*Для дослідження було використано два великих набори даних, які дають можливість оцінити ефективність алгоритмів не тільки за ідеальних умов, а й у польових.*

*Результати дослідження дали змогу встановити найкращий метод та нейронну модель для відшукування обличчя та поділ його на частини. Визначено, яку частину обличчя алгоритм розпізнає найкраще — це дозволило скоригувати місцеположення камери на точках пропуску.*

**Ключові слова:** нейронна мережа; розпізнавання облич; згорткові нейронні мережі; метод косинусної сумісності; метод лінійних опорних векторів; глибоке навчання; банк зображень; набір вхідних даних.

### ВСТУП

Обличчя — це найстійкіше зображення у зоровій системі людини. Тож не дивно, що ми маємо чудову здатність до їх розпізнавання. Як правило, нам потрібен лише один погляд на обличчя, щоб ми запам'ятали цю людину. Тобто у людини є виокремлена ділянка в мозку виключно для оброблення обличчя, а також для його розпізнавання.

Обличчя також добре підходить для ідентифікації особи — риси обличчя без хірургічного втручання змінити дуже складно. А завдяки новітнім камерам із здатністю глибокого зчитування також уможливує використання зображення для підроблення також стає не можливим.

Вважається, що мозок запам'ятовує найважливіші деталі, зокрема форму та колір очей, форму носа, чола, щік та щелепи. Навіть більше, людський мозок може впоратися зі значними коливаннями в освітленні, міміці, а також обличчях, за якими спостерігають здалеку.

На жаль, для комп'ютера мінливість зовнішнього вигляду обличчя впливає на його здатність до розпізнавання. Наприклад, зміни освітленості, інший вираз обличчя, поза, додаткові атрибути, зокрема окуляри або борода, можуть мати величезний вплив на швидкість розпізнавання. Враховуючи це, машинне розпізнавання було поділено на три етапи. Перший етап — виокремлення обличчя, другий — виокремлення частин обличчя та третій етап — їх порівняння [1].

### ОСНОВНА ЧАСТИНА

#### Вибір претендентів

Для розв'язання цих завдань було створено специфічні нейронні мережі, серед яких найуспішнішим став клас згорткових нейронних мереж (ЗНМ) [2].

ЗНМ є одним із найбільш популярних прикладів нейронних мереж із глибоким навчанням. Підхід у побудові мережі наслідує людський мозок. Згорткову нейронну мережу успішно використовують для розпізнавання обличчя, класифікації та сегментації його рис.

Загалом існує три способи розгортання ЗНМ, а саме: тренування нейронної мережі з нуля, тонке налаштування ваг поточної нейронної мережі та використання чинних моделей ЗНМ (натренованих мереж). Два останніх підходи ще називають трансферним навчанням. Важливо зауважити, що навчання нейронної мережі з нуля потребує великої кількості даних. Серед популярних наявних моделей можна виокремити VGGF, VGG16, VGG19, OverFeat.

OverFeat було розроблено в Cornell University. Ця нейронна модель дає можливість працювати не тільки з обличчями — вона здатна класифікувати будь-які відомі їй об'єкти на зображенні та навіть розбивати їх на підоб'єкти.

VGG-Face моделі розроблено Oxford Visual Geometry Group. Серед них найбільшу популярність дістала VGGF модель, для навчання якої було використано великий набір вхідних даних із 2,6 млн зображень облич більш ніж 2,6 тис. людей. Нейронна мережа складається з 38 прошарків, починаючи

з вхідного і закінчуючи вихідним. Вхідними даними мають бути кольорові зображення розміром 244 × 244 пікселі. Серед усіх прошарків тринадцять — згорткові, кожен із яких має свій специфічний набір гібридних параметрів.

У результаті порівняння цих двох моделей найбільшу точність показали VGGF моделі, тож було вирішено використовувати їх надалі.

Після відшукування обличчя настає етап класифікації, тобто розбиття зображення обличчя на частини та зв'язування знайденого категорією або класом, до якого ця частина обличчя належить. Існує кілька технік для класифікації: дерево ухвалення рішень, використання косинусної сумісності CS [3], лінійний метод опорних векторів SVM.

Для класифікації в дослідженні було використано косинусну сумісність CS та лінійний метод опорних векторів SVM. Ці два методи показали найкращі результати та найбільшу точність у класифікації вхідних даних. Кожний із них було успішно реалізовано в нейронній моделі, тож вони зручні для використання.

### **Вхідний набір даних**

Для порівняння було використано набір даних (датасет) FEI і LFW.

FEI датасет — це база даних, що містить 2800 зображень 200 бразильських студентів та викладачів із Fédération Equestre Internationale університету. Кількість чоловіків та жінок у цьому наборі однакова. Вік учасників — 19-40 років. Кожна персону має 14 фотографій розміром 640 × 480 пікселів.

LFW датасет створено в Массачусетському університеті, він складається з 13 тисяч зображень 5749 людей. Набір містить фотографії та ім'я людини. Його було створено з фотографій із інтернету. У цьому датасеті частини обличчя можуть закривати певні зовнішні об'єкти, а освітлення та міміка динамічні, розмір зображення не однаковий. Серед мінусів — у ньому не повністю подано всі групи людей, наприклад, там міститься всього кілька обличч людей віком від 80 років. Саме цей набір даних використовується для перевірки більшості нейронних мереж розпізнавання обличч.

### **Проведення дослідження**

Для виокремлення обличчя було використано VGGF19. Для класифікації — SVM та CS нейронні моделі. Кожну з нейронних моделей було поділено на два підтипи.

Перший підтип навчався на цілісних зображеннях обличчя, у навчанні другого підтипу використовувався спеціальний набір частин обличчя, що дасть змогу порівняти, чи є істотні переваги у використанні складнішої моделі.

Для початку дослідження VGGF19 було застосовано два набори даних та отримано 12 наборів із різними частинами обличчя. А саме: очі, ніс, права щока, рот і лоб. Також було згенеровано зображення з кількома частинами обличчя одночасно — півобличчя, верхня частина обличчя, права частина обличчя, три чверті обличчя та обличчя повністю. Отже, усі зображення було поділено на дві групи — частини обличчя та обличчя з певною відсутньою частиною (табл. 1, 2).

Таблиця 1

Результати класифікації з набору даних FEI

Метод/вхідні дані	Метод опорних векторів без частин обличчя, %	Косинусна сумісність без частин обличчя, %	Метод опорних векторів із частинами обличчя, %	Косинусна сумісність із частинами обличчя, %
Права щока	1	1	14	14
Рот	1	1	15	12
Лоб	1	1	15	35
Ніс	5	2	12	13
Очі	9	25	38	64
Очі та ніс	21	39	55	90
Обличчя без очей та без носа	28	28	41	98
Права частина обличчя	95	99	80	99
Нижня половина обличчя	53	58	55	99
Верхня половина обличчя	96	99	99	100
Три чверті обличчя	100	100	100	100
Обличчя повністю	100	100	100	100

Результати тестів у табл. 1 дають чітку картину для порівняння розглядуваних моделей і підходів. Передусім — тренування нейронних мереж частинами обличчя дає змогу істотно підвищити якість класифікації. Якщо вхідні дані — одна частина обличчя, то шанс на класифікацію в методів із тренуванням на частинах обличчя може збільшитися в 14 разів. Якщо ж говорити про частково видиме обличчя, то якість розпізнання істотно зросла з 39 до 90% для косинусного методу. Однак варто зазначити, що не всі показники розпізнавання суттєво змінилися завдяки додатковому тренуванню. Наприклад, показник для нижньої половини обличчя впав з 95 до 80% у разі використання методу опорних векторів.

Таблиця 2

Результати класифікації з набору даних LFW

Метод/вхідні дані	Метод опорних векторів без частин обличчя, %	Косинусна сумісність без частин обличчя, %	Метод опорних векторів із частинами обличчя, %	Косинусна сумісність із частинами обличчя, %
Права щока	1	1	10	8
Рот	1	1	12	10
Лоб	2	1	21	19
Ніс	1	1	25	25
Очі	28	39	48	64
Очі та ніс	5	6	31	36
Обличчя без очей та без носа	34	49	48	70
Права частина обличчя	79	87	77	90
Нижня половина обличчя	38	49	48	70
Верхня половина обличчя	63	82	73	89
Три чверті обличчя	93	94	73	93
Обличчя повністю	100	100	84	100

Результати другого тесту, викладеного в табл. 2, дозволяють дістати результати, ближчі до польових умов. Пору року, час доби, одяг працівника — безліч зовнішніх факторів будуть впливати на ідентифікацію. Спроби відтворити ідеальні умови можуть спричинити значні затримки в роботі системи та вплинути на настрій персоналу, тож важливість другого тесту складно переоцінити.

Результати у відносному плані схожі на перший тест. Додатковий раунд тестування так само істотно покращує якість класифікації за допомогою косинусної моделі. Натомість метод опорних векторів демонструє суперечливі результати — два з 12 тестів довели, що якість класифікації знизилася.

### ВИСНОВКИ

З огляду на результати набору даних FEI у разі додавання різних частин обличчя в навчальний набір нейронної мережі найвищий рівень розпізнавання для трьох чвертей обличчя було отримано за допомогою методу SVM. У разі CS методу — праву частину, три чверті обличчя було розпізнано з точністю 99-100%.

Під час використання набору даних тих самих технологій на LFW було отримано ще більшу різницю між двома методами класифікації для зображень зі значною частиною обличчя.

Отже, у результаті дослідження варто визнати, що метод косинусної сумісності CS, як правило, є кращим класифікатором порівняно з лінійним методом опорних векторів SVM. Що стосується SVM, нейронна модель потребує часткової перепідготовки, коли додаються нові дані, які мають розв'язувати проблеми з обчисленнями. Однак у разі класифікатора CS це не обов'язково. Попри те, що на етапі тестування класифікатор CS може бути повільнішим, враховуючи більш високий ступінь точності, є сенс використовувати в цьому випадку класифікатор CS.

За результатами проведених експериментів було визначено, що точність класифікаторів CS перевершує SVM. Окрім того, завдяки дослідженню різних зон можна дійти висновку, що верхня половина обличчя розпізнається якісніше за нижню. Це впливатиме на розміщення камери під час отримання зображень.

### Список використаної літератури

1. **Brownlee J.** *A Gentle Introduction to Deep Learning for Face Recognition [Електронний ресурс]. URL: <https://medium.com/@deepanshut041/introduction-to-feature-detection-and-matching-65e27179885d>*

2. Kelly A. Gates. *Our Biometric Future: Facial Recognition Technology and the Culture of Surveillance*. 2001. 274 с.

3. *Cosine Similarity — Understanding the math and how it works* [Електронний ресурс]. URL: <https://www.machinelearningplus.com/nlp/cosine-similarity/>

4. Gandhi R. *Support Vector Machine — Introduction to Machine Learning Algorithms* [Електронний ресурс]. URL:

<https://www.machinelearningplus.com/nlp/cosine-similarity/>

*V. S. Orlenko, I. I. Kolosynskiy*

#### **ПОСТРОЕНИЕ АЛГОРИТМА АВТОМАТИЗАЦИИ СИСТЕМЫ ДОСТУПА К ОБЪЕКТУ НА ОСНОВЕ РАСПОЗНАВАНИЯ ЛИЦ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННОЙ СЕТИ**

Рассмотрена техническая сторона распознавания лиц — нейронная сеть. Обоснованы преимущества ее использования для идентификации человека, проанализированы этапы сравнения изображений лиц.

Первый этап определен как поиск лица на фотографии. С помощью тестов определена нейронная сеть, которая дает возможность наиболее эффективно получать нормализованное изображение лица человека.

Второй этап — нахождение черт лица, по которым в дальнейшем будет проводиться сравнительный анализ. Именно этот этап стал главным в исследовании — было выполнено 16 наборов тестов по 12 тестов в каждом.

Для исследования были использованы два больших набора данных, которые позволяют оценить эффективность алгоритмов не только в идеальных условиях, но и в полевых.

Результаты исследования позволили установить лучший метод и нейронную модель для отыскания лица и разделение его на части. Определено, какую часть лица алгоритм распознает лучше — это позволило скорректировать местоположение камеры на точках пропуска.

**Ключевые слова:** нейронная сеть; распознавания лиц; сверточные нейронные сети; метод косинусной совместимости; метод линейных опорных векторов; глубокое обучения; банк изображений; набор входных данных.

*V. S. Orlenko, I. I. Kolosynskiy*

#### **DEVELOPMENT OF AN ALGORITHM FOR OBJECT ACCESS SYSTEM AUTOMATION BASED ON FACE RECOGNITION USING A NEURAL NETWORK**

The article deals with the technical side of face recognition — the neural network. The advantages of the neural network for identification of the person are substantiated, the stages of comparison of two images are considered.

The first step is defined as the face search in the photo. Using several tests, the best neural network was identified, which allowed to effectively obtain a normalized image of a person's face.

The second step is to find the features of the person, for which the comparative analysis is performed. It was this stage that became the main point in this article — 16 sets of tests were carried out, each test set has 12 tests inside.

Two large datasets were used for the study to evaluate the effectiveness of the algorithms not only in ideal circumstances but also in the field.

The results of the study allowed us to determine the best method and neural model for finding a face and dividing it into parts. It is determined which part of the face the algorithm recognizes best — it will allow making adjustments to the location of the camera.

**Keywords:** neural network; face recognition; convolutional neural networks; cosine compatibility method; linear reference vector method; deep learning; image bank; dataset.

