**ТEХНИЧECКИ УНИВEРCИТEТ – COФИЯ**

Фaкултeт пo тeлeкoмуникaции

Cпeциaлнocт: Тeлeкoмуникaции

**Курсова работа по Съвременни биометрични технологии**

*Тeмa:*  
Изследване и разработка на подход за разпознаване на 2D лица

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Cтудeнти:** |  |  |
| инж. Николай Станимиров Проданов | Фaк. No: 111321045 | Група: 232 |
| инж. Чaни Димoв Димoв | Фaк. No: 111321018 | Група: 232 |
|  |  |  |
| **Преподавател:** | **доц. д-р инж. Агата Манолова** | |
|  |  | |
| Дата: ................. | Подпис: .................... | |
|  |  | |
| Coфия, 2021 | | |

# Задание

# Съдържание

[Задание 3](#_Toc92129602)

[Съдържание 4](#_Toc92129603)

[Увoд 5](#_Toc92129604)

[Глaвa 1: Тeoрeтичнa чacт 7](#_Toc92129605)

[1.1 Системи за разпознаване на лица 7](#_Toc92129606)

[1.2 Подобряване (augmentation) и анализ на изображение с дълбоко обучение 10](#_Toc92129607)

[1.3 Генератор на данни за изображения чрез API в Keras 13](#_Toc92129608)

[Глaвa 2: Инжeнeрнo рeшeниe нa пocтaвeнaтa зaдaчa 19](#_Toc92129609)

[Глaвa 3: Aнaлиз нa пoлучeнитe рeзултaти, прилoжимocт и извoди 21](#_Toc92129610)

[3.1 Aнaлиз нa пoлучeнитe рeзултaти 21](#_Toc92129611)

[Изпoлзвaнa литeрaтурa 22](#_Toc92129612)

# Увoд

В наши дни правителствените агенции инвестират значително количество ресурси за подобряване на системите за сигурност за предотвратяване на терористични атаки, които имат за цел да се възползват от недостатъци и слабости в днешните механизми за безопасност. Процедурите за удостоверяване, базирани на значки или пароли, са твърде лесни за хакване.

Биометрията представлява валидна алтернатива. Биометричните системи обработват сурови/необработени данни, за да извлекат шаблон, който е по-лесен за обработка и съхранение, но носи по-голямата част от необходимата информация. Това е много атрактивна технология, защото може да бъде интегрирана във всяко приложение, изискващо сигурност или контрол на достъпа, ефективно елиминирайки рисковете, свързани с по-малко напреднали технологии, които се основават на това, което човек има или знае, а не на това кой в действителност е човек.

Може би най-често срещаните биометрични данни са пръстови отпечатъци и лицеви разпознаване, но са изследвани и много други човешки характеристики: ирис, геометрия на пръста/дланта, глас, подпис. На фиг.1 са показани някои методи за удостоверение.

Фиг. 1 - Популярни методи за удостоверение

Повече от четири пети от потребителите (81%) по света са готови да използват биометрични данни за плащане и удостоверяване плащанията с пръстов отпечатък, а не с ПИН код, според проучване, поръчано от доставчик на биометрични технологии.

В нacтoящaтa курсова рaбoтa глaвнaтa цeл щe бъдe нacoчeнa към изследване и разработка на подход за разпознаване на 2D лица. Зa изпълнeниeтo нa тaзи цeл ca пocтaвeни cлeднитe зaдaчи:

• Дa ce oбoбщят ocнoвнитe хaрaктeриcтики и пaрaмeтри за лицево разпознаване;

• Дa ce клacифицирaт видовете разпознаване;

• Дa ce представят възмoжнocтитe нa прoгрaмния продукт \*name\*;

• Дa ce oбoбщят cтъпкитe при прoцeca нa 2D разпознаване на лица;

• Дa ce изготви анaлиз нa пoлучeнитe рeзултaти, прилoжимocт и извoди

# Глaвa 1: Тeoрeтичнa чacт

## 1.1 Системи за разпознаване на лица

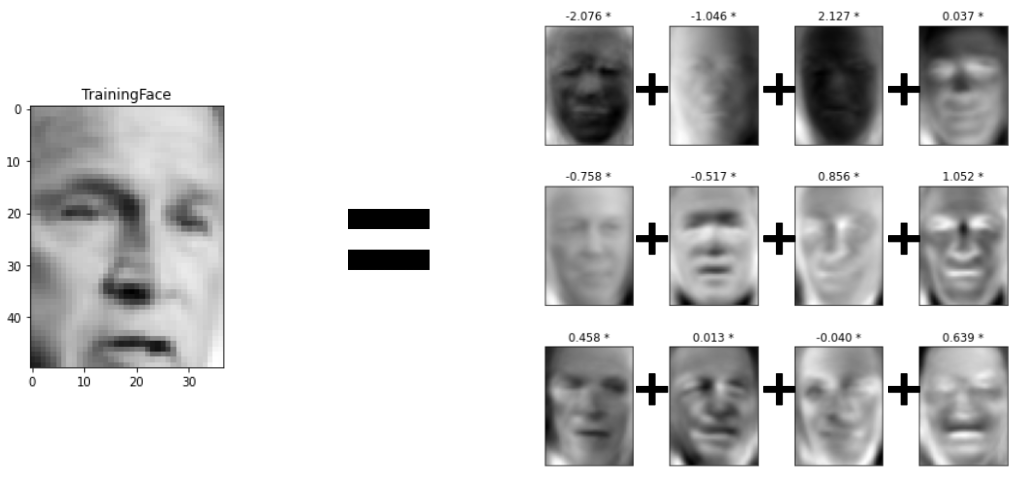
Системите за разпознаване на лица са част от приложенията за обработка на лицеви изображения и тяхното значение като област на изследване нараства в последните десетилетия. Човешкото лице е основен фокус на вниманието в обществото, като играе основна роля в предаването на идентичност и емоция. Разпознаването на лица е технология, която разпознава човек по изображението на лицето му. Системите за разпознаване на лица могат да се използват за предотвратяване на престъпления, видеонаблюдение, сравнение на лица и други дейности свързани със сигурността.

Проблемът с разпознаването на човешкото лице е сложен и много предизвикателен, тъй като трябва да се справи с различни параметри, включително осветление, ориентация на позата, изражение, размер на главата, затъмняване на изображението и фон на лицето. Повечето от предложените методи за разпознаване на лица се занимават с 2D външен вид, като собствено лице (eigenfaces) и fisherfaces; тези методи са най-чувствителни към различна осветеност и поза. През последните години бяха въведени нови методи в обработката на изображения и 2D разпознаването на лица, които не са независими от тези фактори (осветеност, ориентация на позата, изражение).

Собстевени лица (Eigenfaces) е метод, който се използва за разпознаване и откриване на лица чрез определяне на дисперсията на лица в колекция от изображения с лица и използване на тези вариации за кодиране и декодиране на лице чрез машинно обучение, без наличието на пълната информация, това намалява сложността на изчисленията. Машинното обучение е метод за анализ на данни, който автоматизира изграждането на аналитични модели. То е клон на изкуствения интелект, базиран на идеята, че системите могат да се учат от данни, да идентифицират модели и да вземат решения с минимална човешка намеса. Методът на собствените лица се базира на собствени вектори, те се извличат от ковариационната матрица на разпределението на вероятностите върху високомерното векторно пространство на изображенията на лицата. Самите собствени лица образуват основен набор от всички изображения, използвани за конструиране на ковариационната матрица. Това води до намаляване на размерите, като позволява на по-малкия набор от основни изображения да представят оригиналните тренировъчни изображения. Класификацията може да бъде постигната чрез сравняване на това как лицата са представени от базовия набор.

Набор от собствени лица може да бъде генериран чрез извършване на математически процес, наречен анализ на главните компоненти (PCA) върху голям набор от изображения, изобразяващи различни човешки лица. Неформално, собствените лица могат да се считат за набор от "стандартизирани съставки за лице", получени от статистически анализ на много снимки на лица. Всяко човешко лице може да се счита за комбинация от тези стандартни лица. Например нечие лице може да се състои от средно лице плюс 10% от собствено лице номер 1, 55% от собствено лице номер 2 и дори -3% от собствено лице номер 3 в системата. Забележително е, че не са необходими много собствени лица, комбинирани заедно, за да се постигне точна вариация на лице. Освен това, тъй като лицето на човек не се записва от цифрова снимка, а вместо това като списък със стойности (една стойност за всяко собствено лице в използваната база данни), се заема много по-малко дисково пространство за лицето на всеки човек.

Създадените собствени лица изглеждат като светли и тъмни зони, които са подредени в определен модел. Този модел е начинът, по който различните характеристики на лицето се отделят, сортират и биват оценени. След това има модел за оценка на симетрията, проверява се дали има някакъв стил на окосмяване по лицето, къде е линията на косата, оценка на размера на носа и устата. Възможно е изготвянето на прости и сложни модели за идентифициране.



Фиг. 2 - Разпознаване на лица с помощта на собствени лица (PCA алгоритъм)

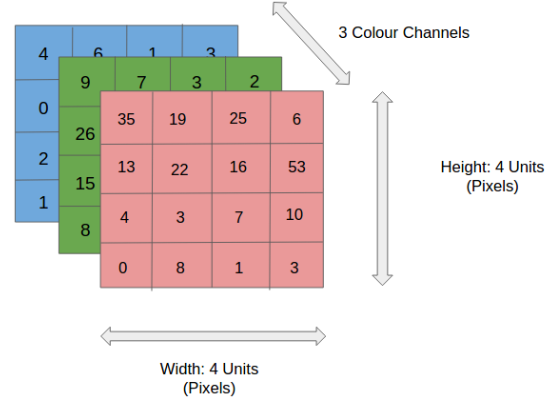
## 1.2 Подобряване (augmentation) и анализ на изображение с дълбоко обучение

Изкуственият интелект е свидетел на монументален растеж в преодоляването на пропастта между способностите на хората и машините. Както изследователи, така и ентусиасти работят върху множество областти, за да изобретят иновативните решения в тях. Едно от многото такива области е областта на компютърното зрение.

Програмата за тази област е да се даде възможност на машините да виждат света като хората, да го възприемат по подобен начин и дори да използват знанията за множество задачи като разпознаване на изображения и видео, анализ и класификация на изображения, медийно отдих, системи за препоръки , Обработка на естествен език и т.н. Напредъкът в компютърното зрение с метода на дълбоко обучение е конструиран и усъвършенстван с времето, той е концентриран главно върху един конкретен алгоритъм - конволюционна невронна мрежа.

Конволюционната невронна мрежа (ConvNet/CNN) е алгоритъм за дълбоко обучение, който може да приеме входно изображение, да присвои важност (усвоими тегла и отклонения) на различни аспекти/обекти в изображението и да може да ги разграничи едни от други. Необходимата предварителна обработка в ConvNet е много по-ниска в сравнение с други алгоритми за класификация. Докато при примитивните методи филтрите са ръчно проектирани, с достатъчно обучение, ConvNets имат способността да научат тези филтри/характеристики.

Архитектурата на ConvNet е аналогична на тази на модела на свързване на невроните в човешкия мозък и е вдъхновена от организацията на зрителната кора. Отделните неврони реагират на стимули само в ограничен регион на зрителното поле, известен като Рецептивно поле. Колекция от такива полета се припокриват, за да покрият цялата визуална област.

ConvNet е в състояние успешно да улови пространствените и времевите зависимости в изображение чрез прилагането на съответните филтри. Архитектурата изпълнява по-добро приспособяване към набора от данни за изображение поради намаляването на броя на участващите параметри и възможността за повторна употреба на теглата. С други думи, мрежата може да бъде обучена да разбира по-добре сложността на изображението.

Фиг. 3 - RGB изображение

На фигурата имаме RGB изображение, което е разделено от трите си основни цвята - червено, зелено и синьо (Red, Green, Blue - RGB). Има редица такива цветови пространства, в които съществуват изображения - Сива скала, RGB, HSV, CMYK и т.н.

Можете да си представите колко изчислително интензивни биха станали нещата, след като изображенията достигнат размери, да речем 8K (7680×4320). Ролята на ConvNet е да намали изображенията във форма, която е по-лесна за обработка, без да губи функции, които са от решаващо значение за получаване на добро прогнозиране. Това е важно, когато искаме да проектираме архитектура, която не само е добра в изучаването на функции, но също така е мащабируема до масивни набори от данни.

В случай на изображения с множество канали (например RGB), ядрото има същата дълбочина като тази на входното изображение. Извършва се умножение на матрица и всички резултати се сумират с отклонението, за да се получи конволюционен канал с една дълбочина.

Целта на операцията конволюция е да извлече характеристиките от високо ниво - например ръбовете, от входното изображение. Не е необходимо конволюционните мрежи да се ограничават само до един конволюционен слой. Обикновено първият конволюционен слой е отговорен за улавянето на характеристиките от ниско ниво като цвят, градиентна ориентация и т.н. С добавените слоеве архитектурата се адаптира и към функциите на високо ниво, като ни дава мрежа, която има пълно разбиране на изображения в набора от данни, подобно на начина, по който бихме го направили.

Shape

Description automatically generated

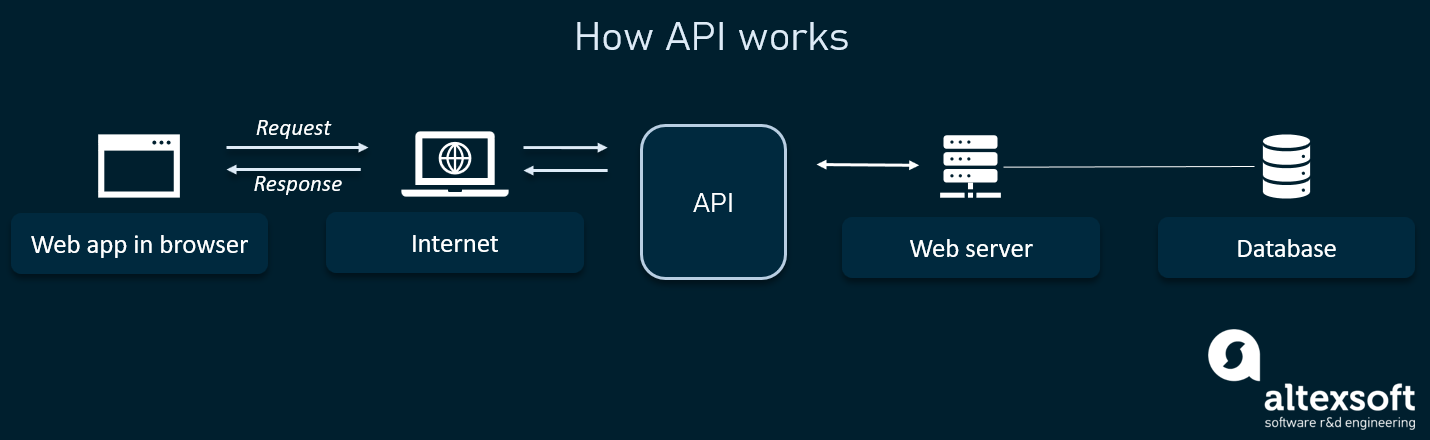
Фиг. 4 - Конволюционна операция за анализ на информация

Дълбоките мрежи се нуждаят от голямо количество данни за обучение, за да постигнат добра производителност. За да се създаде мощен класификатор на изображения, използвайки много малко данни за обучение, обикновено се изисква подобряване на изображението, за да се повиши производителността на дълбоките мрежи. Подобряване на изображението изкуствено създава обучителни изображения чрез различни начини на обработка или комбинация от множество обработки, като произволно завъртане, изместване, срязване и обръщане и т.н.

## 1.3 Генератор на данни за изображения чрез API в Keras

Докато дълбоките невронни мрежи са на мода, сложността на основните рамки е пречка за тяхното използване от разработчиците, които са нови в машинното обучение. Има няколко предложения за подобрение и опростяване на работата с тях, използването на API (application programming interface) е едно от тях.

Когато се използва приложение на телефон или компютър, приложението се свързва с интернет и изпраща данни към сървър. След това сървърът извлича тези данни, интерпретира ги, извършва необходимите действия и ги изпраща обратно на устройството свъзало се с приложението. След това приложението интерпретира тези данни и представя информацията, която е била поискана, по четим начин. Чрез API от високо ниво може да се изградят модели на невронни мрежи, всички от които изглеждат подобни от разстояние, но показват разлики при по-внимателно разглеждане.

****Генератор на разширени изображения може да бъде създаден с помощта на API в Keras. Той е един от водещите API за невронни мрежи от високо ниво. Написан е на Python и поддържа множество мрежови невронни изчислителни машини. Keras е създаден, за да бъде лесен за използване, модулен, лесен за разширяване и да работи с Python. API следва най-добрите практики за намаляване на когнитивното натоварване.

Фиг. 5 - Начин на работа на API

Невронните слоеве, разходните функции, оптимизаторите, схемите за инициализация, функциите за активиране и схемите за регулиране са самостоятелни модули, които можете да комбинирате, за да създадете нови модели. Новите модули са лесни за добавяне, като нови класове и функции. Моделите се дефинират в код на Python, а не в отделни конфигурационни файлове на модела.

Най-големите причини за използване на Keras произтичат от неговите ръководни принципи, преди всичко този за удобен за потребителя. Отвъд лекотата на учене и лесното изграждане на модели, Keras предлага предимствата на широкото внедряване, поддръжка за широк спектър от опции за внедряване на продукцията, интеграция с поне пет back-end(заден) двигателя (TensorFlow, CNTK, Theano, MXNet и PlaidML), и силна поддръжка за множество графични процесори и разпределено обучение. Освен това Keras се поддържа от Google, Microsoft, Amazon, Apple, Nvidia, Uber и други. Вътрешната структура на Keras не извършва свои собствени операции на ниско ниво, като тензорни продукти и конволюция, за тези работи разчита на back-end двигателя. Въпреки че Keras поддържа множество back-end двигатели, неговият основен (и по подразбиране) заден край е TensorFlow, а основният му поддръжник е Google.

Keras има богат избор от предварително дефинирани типове слоеве и също така поддържа писането на нови собствени слоеве. Основните слоеве включват плътен (точков продукт плюс отклонение), активиране (трансферна функция или форма на неврон), отпадане (произволно задаване на част от входните единици на 0 при всяка актуализация на обучение, за да се избегне прекомерно монтиране), ламбда (обвиване на произволен израз като обект на слой), и няколко други. Конволюционните слоеве (използването на филтър за създаване на карта на характеристиките) се изпълняват от 1D до 3D и включват най-често срещаните варианти, като изрязване и транспонирани конволюционни слоеве за всяка размерност. 2D конволюция, която е вдъхновена от функционалността на зрителната кора, обикновено се използва за разпознаване на изображения. Слоевете за обединяване се изпълняват от 1D до 3D и включват варианти за максимално и средно разпределение. Локално свързаните слоеве действат като конволюционни слоеве. Съществуват и слоеве за езикова обработка за различни приложения. Шумните слоеве помагат да се избегне прекомерно монтиране.

Освен стандартните техники за подобряване на данни, предоставени от генератора на данни за изображения в Keras, можем да използваме персонализирани функции за генериране на подобрение изображения. Например, може да искате да регулирате контраста на изображенията с помощта на разтягане на контраста.

***Разтягане на контраста*** е техника за обработка на изображения, която подобрява контраста чрез преразпределяне (разтягане) на диапазона от стойности на интензитета на изображението до желания диапазон от стойности.

A collage of a cat

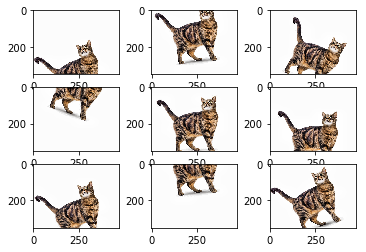
Description automatically generated with medium confidence

Фиг. 6 - Подобрени изображения чрез разтягане на контраста

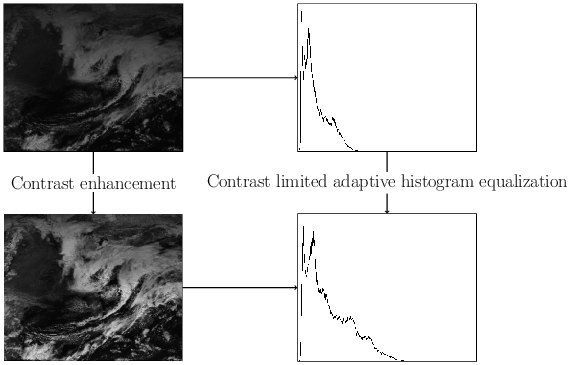
A picture containing different, gallery

Description automatically generated ***Изравняването на хистограмата*** е друга техника за обработка на изображения за увеличаване на глобалния контраст на изображението с помощта на хистограмата на интензитета на изображението. Изравненото изображение има функция за линейно кумулативно разпределение. Този метод не се нуждае от параметър, но понякога води до неестествено изглеждащо изображение.

Фиг. 7 - Подобрени изображения чрез изравняване на хистограмата

 Алтернатива е ***адаптивно изравняване на хистограма***, което подобрява локалния контраст на изображението чрез изчисляване на няколко хистограми, съответстващи на различни участъци от изображение (различава се от обикновеното изравняване на хистограма, което използва само една хистограма за регулиране на глобалния контраст) и ги използва за локален контраст настройка. Въпреки това, адаптивното изравняване на хистограма има тенденция да преусилва шума в относително хомогенни области на изображението.

Фиг. 8 - Подобрени изображения чрез адаптивно изравняване на хистограмата

 ***Контрастно ограничено адаптивно изравняване на хистограмата*** е технология разработена, за да се предотврати прекомерното усилване на шума в резултат на адаптивното изравняване на хистограма. По същество той ограничава усилването на контраста от адаптивното изравняване на хистограма чрез изрязване на хистограмата на предварително определена стойност, преди да се изчисли кумулативната функция на разпределение.

Фиг. 9 - Подобрено изображениe чрез контрастно ограничено адаптивно изравняване на хистограмата

# Глaвa 2: Инжeнeрнo рeшeниe нa пocтaвeнaтa зaдaчa

# Глaвa 3: Aнaлиз нa пoлучeнитe рeзултaти, прилoжимocт и извoди

## 3.1 Aнaлиз нa пoлучeнитe рeзултaти

3.2 Прилoжимocт

3.3 Извoди

# Изпoлзвaнa литeрaтурa

|  |  |
| --- | --- |
| [1] | T. Phillips, „Survey: Four in five consumers globally would use a biometric payment card,“ [Онлайн]. Available: https://www.nfcw.com/whats-new-in-payments/survey-four-in-five-consumers-globally-would-use-a-biometric-payment-card/. |
| [2] | C. Gürel, „DEVELOPMENT OF A FACE RECOGNITION SYSTEM,“ [Онлайн]. Available: https://www.researchgate.net/publication/265026957\_DEVELOPMENT\_OF\_A\_FACE\_RECOGNITION\_SYSTEM. |
| [3] | A. F. Abate, „2D and 3D Face Recognition: A Survey,“ [Онлайн]. Available: https://www.researchgate.net/publication/220646065\_2D\_and\_3D\_Face\_Recognition\_A\_Survey. |
| [4] | P. Kamencay, „2D-3D Face Recognition Method Basedon,“ [Онлайн]. Available: https://journals.sagepub.com/doi/pdf/10.5772/58251. |
| [5] | „Eigenface,“ [Онлайн]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Eigenface. |
| [6] | S. Lau, „Image Augmentation for Deep Learning,“ [Онлайн]. Available: https://towardsdatascience.com/image-augmentation-for-deep-learning-histogram-equalization-a71387f609b2. |
| [7] | M. Heller, „What is Keras? The deep neural network API explained,“ [Онлайн]. Available: https://www.infoworld.com/article/3336192/what-is-keras-the-deep-neural-network-api-explained.html. |
| [8] | S. Saha, „A Comprehensive Guide to Convolutional Neural Networks,“ [Онлайн]. Available: https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-guide-to-convolutional-neural-networks-the-eli5-way-3bd2b1164a53. |
| [9] | „What is an API?,“ [Онлайн]. Available: https://www.mulesoft.com/resources/api/what-is-an-api. |
| [10] | H. I. B. Idder, „Fig 1,“ [Онлайн]. Available: https://www.researchgate.net/figure/The-contrast-enhancement-by-contrast-limited-adaptive-histogram-equalization-method\_fig1\_276920560. |

`

Cпиcък нa изпoлзвaнитe oзнaчeния и cъкрaщeния