**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

# Тeoрeтичнa чacт

## Системи за разпознаване на лица

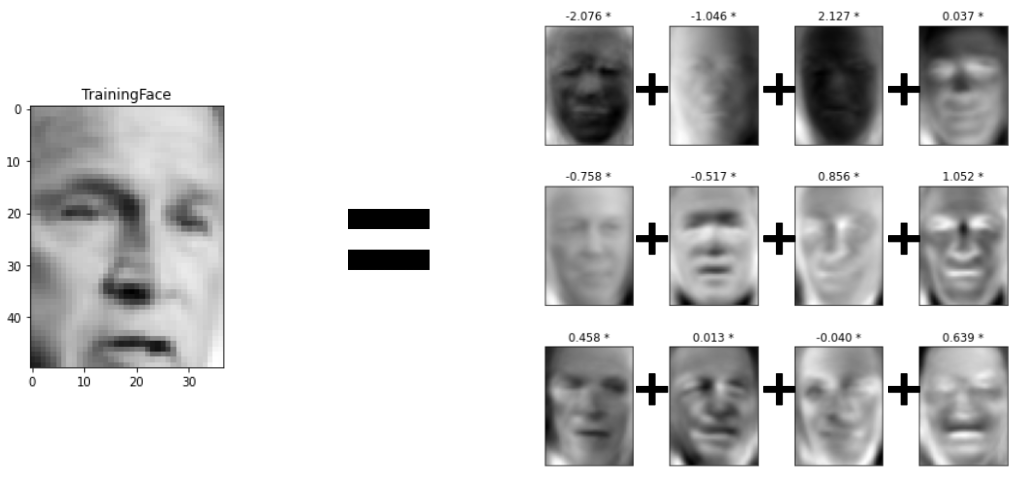
Системите за разпознаване на лица са част от приложенията за обработка на лицеви изображения и тяхното значение като област на изследване нараства в последните десетилетия. Човешкото лице е основен фокус на вниманието в обществото, като играе основна роля в предаването на идентичност и емоция. Разпознаването 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)

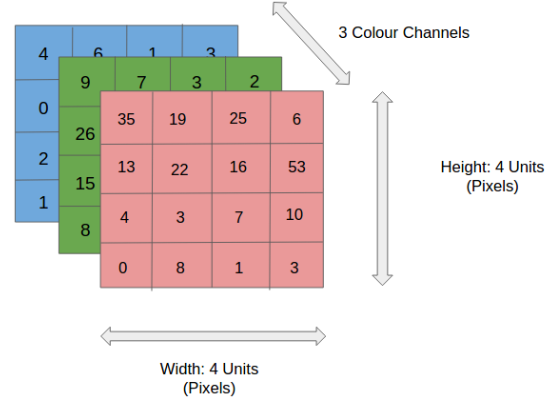
## Подобряване (augmentation) и анализ на изображение с дълбоко обучение

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

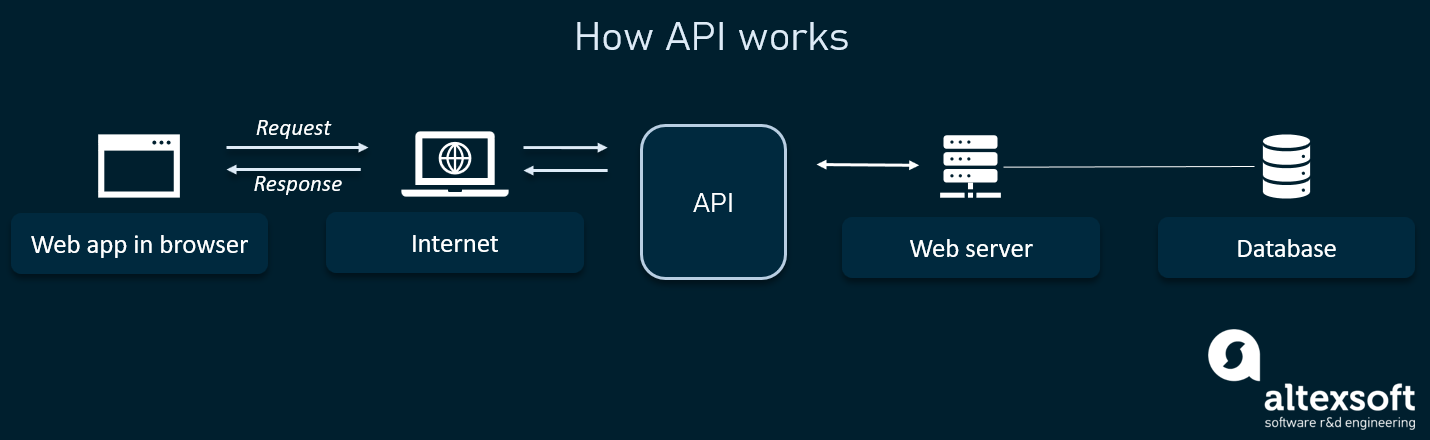
Фиг. 4 - Конволюционна операция за анализ на информация

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.

## 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

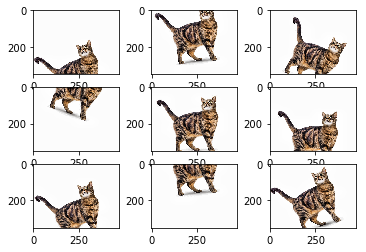
Description automatically generated with medium confidence

Фиг. 6 - Подобрени изображения чрез разтягане на контраста

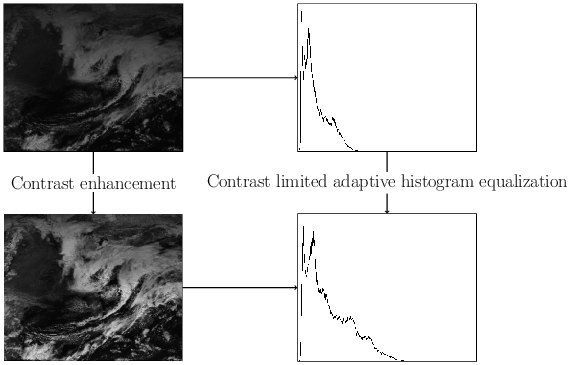
A picture containing different, gallery

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

# Инжeнeрнo рeшeниe нa пocтaвeнaтa зaдaчa

Една система за разпознаване на лице в реално време може генерално да се раздели на два компонента:

* Детекция на лице в текущото изображение
* Разпознаване на лицето в изображениет

Разделението на двата процеса помага за бързотодействието на системата. Процесът по детектиране може бързо да премахне изображенията които не съдържат лица. Другата функция на процесът на детекцията е да определи положенеито на лицето в изображението и по този начин да се подаде към разпознаващото устройство само участъка от изображението в което се намира лицето.

## Детекция на лице

За детекцията ще се използва подходът на Виола Джонс. Това е абстрактен подход който се използва за бързо детектиране и локализиране на обект в 2D изображение.

Хар за характеристично-базиран каскаден класификатор е метод от машинното обучение където класифицираща функция се обучава с голям брой позитивни и негативни изображения. След обучението на функцията може да се подаде изображение и тя да определи дали изображението проявява всички или част признаците за които функцията е обучена. Този метод е публикуване от Пол Виола и Михаил Джоунс през 2001 в списанието "Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features".

### Признаци на Хаара

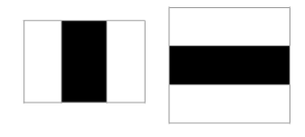
Идеята тук е да се извлекат признаци от даденото изображение, тези признаци да се сравнят с вече съществуващи признаци на човешки лица и по този начин да се определи дали и къде в даденото изображение се среща човешко лице. За тази цел се използват "признаци на Хаара". Това е метод за съставяне на кърнели или филтри с определени размер и форма с които да се открият признаци в разпределението на яркостта в изображението. По този начин могат да се засекат и математически да се определят форми и контури в изображението като положението на носа, устни, вежди, очи и други подобни признаци. Предложен е от Алфред Хаара през 1909 година. Изчисляват се подобно на конволиционен кърнел. Има много филтри за извличане на признаци на Хаара но основните са:

A picture containing graphical user interface

Description automatically generated

Фиг. 10 - Признак по ръб (Edge feature)

При този кърнел се събират се стойностите на пикселите попадащи под белият правоъгълник и се изважда сборът на пикселите от черният правоъгълник. Големината на кърнела може да варира от 4 пиксела до това да обхваща цялото изображение.



Фиг. 11- Признак по линия (Line feature)

Подобно на миналото но тук се събират стойностите на пикселите от 2та бели правоъгълника и се изважда сборът от пикселите под черният правоъгълник.

Square

Description automatically generated with medium confidence

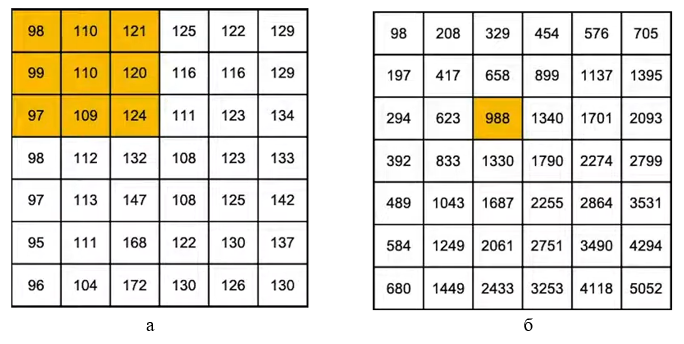
Фиг. 12 - Признак с 4 правоъгълника (four rectangular feature)

Сборът на пикселите под белите правоъгълници се изважда от сборът на пикселите под черните правоъгълници,

Тъй като тези филтри могат да варират в размер и форма, извличане на признаци за всеки възможен филтър би изисквал изключителен изчислителен ресурс. Например в изображение 24х24, при използване на всички възможни комбинации за филтри, бихме получили вектор с над 160 хиляди различни признака. Нужен е алгоритъм за отделяне само на важните признаци, тези които идват от човешкото лице в изображението, и начин да се определи от кои филтри те се извличат. Затова за да се намали времето за изчисляване на признаците се използват концепции като интегрално изображение и "boost" трениращи алгоритми.

### Интегрално изображение

Проблемът при изчисляването на признаците на Хаара е че се сумират едни и същи пиксели при прилагането на филтрите при времевата сложност за сумиране на пикселите под един правоъгълник става O(n2). Ако използваме интегрално изображение можем да намалим времето за изчисление близо до O(1).

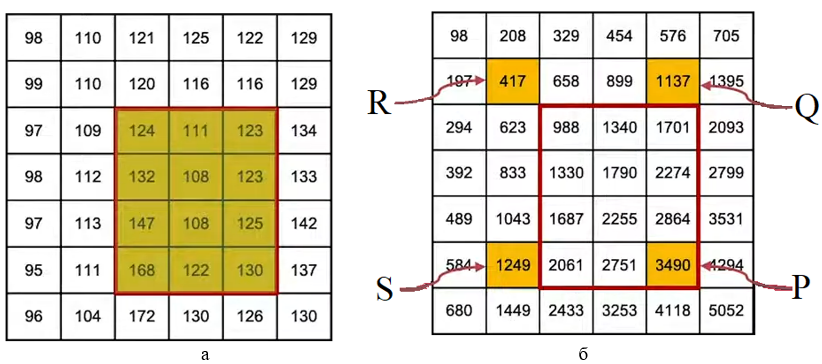


Фиг. 13   
а – стойности на пикселите в матричен вид  
б – интегралното изображение на а

На Фиг. 13а са представени стойностите на пикселите на чернобяло изображение в матричен вид. А на Фиг. 13б е представено интегралното изображение на изображението от Фиг. 13а. На практика всеки пиксел от интегралното изображение представлява сбор от пикселът на същият ред и колона от нормалното изображение и всички пиксели които чиито редове и колони са по малки. Или изразено математически:

Където е стойността на пиксела от интегралното изображениет, a са пикселите от входното изображение.

По този начин представено изображението ни позволява лесно да намерим сумата на пикселите под всеки възможен правоъгълник. Такъв пример е разгърнат на Фиг. 14.



Фиг. 14  
a – изчисляване на сумата на пикселите в правоъгълника  
б – графично решение с интегрално изображение

Ако искаме да изчислим сборът на пикселите под жълтият правоъгълник то това лесно може да се намери с интегралното изображение. Ако стойността на пиксела P в интегралното изображение представлява сборът на всички пиксели от (0,0) до (5, 4) то от него можем да извадим стойностите на Q и S понеже те представляват сборът на пикселите около този правоъгълник и прибавим стойността на R. Или изразено математически това е:

По този начин с 3 прости операции (събиране, изваждане) може да се намери сборът на пикселите под всеки правоъгълник, независимо от размера му.

### "boost" трениращи алгоритми и AdaBoost

Boost алгоритмите са алгоритми които могат да комбинират няколко слаби класификатора (класифициращи функции) в един по силен класификатор. Като целта е с първите класификатори да се проверява за по-често срещани и по генерални признаци докато следващите класификатори проверяват по сложните признаци. Това позволява на детектиращят алгоритъм бързо да елиминира изображения в които не се виждат човешки лица.

AdaBoost или Adaptive Boosting е техника в машинното обучение. Дефинира се верига от класификатори, като всеки следващ класификатор се тренира от решките на предходният. Това дава възможност на следващите класификатори да се специализират към по сложните случаи. Примерно за да се построи подобна верига, първият класификатор (примерно SVМ) се тренира спрямо някакво множество от входни записи (данни). Към всеки запис се прибавя тегловен коефициент който трябва да е между 0 и 1. В началото всички записи започват с еднакви коефициенти. След обучението на първият класификатор коефициентите на грешно класифицираните записи се увеличават а коефициентите на правилно класицираните записи се намаляват. При обучението на вторият класификатор от веригата запистие с по висок коефициент се взимат с приоеритет и боха могли да се повторят по време на тренировката. Това се повтаря за всички класификатори във веригата. Броят на класификаторите в една верига е променлива величина но в повечето случаи е близък до броят на признаците в записа или изобраценито. Недостатакът на този подход е

# 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