|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | UNIVERZITET U NOVOM SADU  **FAKULTET TEHNIČKIH NAUKA U NOVOM SADU** |  |

Иван Мршуља

**Праћење и препознавање геста шаке комбинацијом неуронских и традиционалних приступа**

Дипломски рад

- Основне академске студије -

Нови Сад, 2022.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | УНИВЕРЗИТЕТ У НОВОМ САДУ  **ФАКУЛТЕТ ТЕХНИЧКИХ НАУКА**  21000 НОВИ САД, Трг Доситеја Обрадовића 6 | Датум: |
|  |
| **ЗАДАТАК ЗА ИЗРАДУ ДИПЛОМСКОГ (BACHELOR) РАДА** | Лист: |
| 1/1 |

*(Податке уноси предметни наставник - ментор)*

| Врста студија: | **Основне академске студије** |
| --- | --- |
| Студијски програм: | **Софтверско инжењерство и информационе технологије** |
| Руководилац студијског програма: | **проф. др Мирослав Зарић** |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Студент: | **Иван Мршуља** | Број индекса: | **SW 65/2018** |
| Област: | **Електротехничко и рачунарско инжењерство** | | |
| Ментор: | **Др Јелена Сливка, ванредни професор** | | |
| НА ОСНОВУ ПОДНЕТЕ ПРИЈАВЕ, ПРИЛОЖЕНЕ ДОКУМЕНТАЦИЈЕ И ОДРЕДБИ СТАТУТА ФАКУЛТЕТА ИЗДАЈЕ СЕ ЗАДАТАК ЗА ДИПЛОМСКИ РАД, СА СЛЕДЕЋИМ ЕЛЕМЕНТИМА:   * проблем – тема рада; * начин решавања проблема и начин практичне провере резултата рада, ако је таква провера неопходна; * литература | | | |

**НАСЛОВ ДИПЛОМСКОГ (BACHELOR) РАДА:**

|  |
| --- |
| **Праћење и препознавање геста шаке комбинацијом неуронских и традиционалних приступа** |

**ТЕКСТ ЗАДАТКА:**

|  |
| --- |
| 1. Анализирати стање у области.  2. Израдити спецификацију захтева софтверског решења.  3. Израдити спецификацију дизајна софтверског решења.  4. Имплементирати софтверско решење према израђеној спецификацији.  5. Тестирати имплементирано софтверско решење.  6. Документовати (1), (2), (3), (4) и (5). |

|  |  |
| --- | --- |
| Руководилац студијског програма: | Ментор рада: |
|  |  |

|  |
| --- |
| Примерак за:  - Студента;  - Ментора |

# КЉУЧНА ДОКУМЕНТАЦИЈСКА ИНФОРМАЦИЈА

|  |  |
| --- | --- |
| Редни број, **РБР**: |  |
| Идентификациони број, **ИБР**: |  |
| Тип документације, **ТД**: | монографска публикација |
| Тип записа, **ТЗ**: | текстуални штампани документ |
| Врста рада, **ВР**: | дипломски рад |
| Аутор, **АУ**: | Иван Мршуља |
| Ментор, **МН**: | Др Јелена Сливка, ванредни професор |
| Наслов рада, **НР**: | Праћење и препознавање геста шаке комбинацијом неуронских и традиционалних приступа |
| Језик публикације, **ЈП**: | српски |
| Језик извода, **ЈИ**: | српски / енглески |
| Земља публиковања, **ЗП**: | Србија |
| Уже географско подручје, **УГП**: | Војводина |
| Година, **ГО**: | 2022 |
| Издавач, **ИЗ**: | ауторски репринт |
| Место и адреса, **МА**: | Нови Сад, Факултет техничких наука, Трг Доситеја Обрадовића 6 |
| Физички опис рада, **ФО**: | бр. поглавља / страница / цитата / табела / слика / графикона / прилога |
| Научна област, **НО**: | Софтверско инжењерство и информационе технологије |
| Научна дисциплина, **НД**: | Софтверско инжењерство |
| Предметна одредница /  кључне речи, **ПО**: | Праћење шаке, препознавање геста шаке |
| **УДК** |  |
| Чува се, **ЧУ**: | Библиотека Факултета техничких наука, Трг Доситеја Обрадовића 6, Нови Сад |
| Важна напомена, **ВН**: |  |
| Извод, **ИЗ**: | апстракт – један пасус који добро описује суштину рада – проблем, мотивацију, назнаку решења и резултат. |
| Датум прихватања теме, **ДП**: |  |
| Датум одбране, **ДО**: |  |
| Чланови комисије, **КО**: |  |
| председник | др Име Презиме, звање |
| члан | др Име Презиме, звање |
| ментор | др Име Презиме, звање |
| Потпис ментора | |

# KEY WORDS DOCUMENTATION

|  |  |
| --- | --- |
| Accession number, **ANO**: |  |
| Identification number, **INO**: |  |
| Document type, **DT**: | monographic publication |
| Type of record, **TR**: | textual material |
| Contents code, **CC**: | bachelor thesis |
| Author, **AU**: | Ivan Mršulja |
| Mentor, **MN**: | Jelena Slivka, associate professor, PhD |
| Title, **TI**: | Hand tracking and gesture recognition using neural and traditional model pipeline |
| Language of text, **LT**: | Serbian |
| Language of abstract, **LA**: | Serbian / English |
| Country of publication, **CP**: | Serbia |
| Locality of publication, **LP**: | Vojvodina |
| Publication year, **PY**: | 2022 |
| Publisher, **PB**: | author’s reprint |
| Publication place, **PP**: | Novi Sad, Faculty of Technical Sciences, Trg Dositeja Obradovića 6 |
| Physical description, **PD**: | br. poglavlja / stranica / citata / tabela / slika / grafikona / priloga |
| Scientific field, **SF**: | Software Engineering and Information Technologies |
| Scientific discipline, **SD**: | Software Engineering |
| Subject / Keywords, **S/KW**: | Hand tracking, gesture recognition |
| **UDC** |  |
| Holding data, **HD**: | Library of the Faculty of Technical Sciences, Trg Dositeja Obradovića 6, Novi Sad |
| Note, **N**: |  |
| Abstract, **AB**: | Prevod apstrakta na engleski |
| Accepted by sci. Board on, **ASB**: |  |
| Defended on, **DE**: |  |
| Defense board, **DB**: |  |
| president | Ime i prezime, zvanje na eng., PhD |
| member | Ime i prezime, zvanje na eng., PhD |
| mentor | Ime i prezime, zvanje na eng., PhD |
| Mentor's signature | |

**САДРЖАЈ**

[КЉУЧНА ДОКУМЕНТАЦИЈСКА ИНФОРМАЦИЈА 4](#_Toc94596412)

[KEY WORDS DOCUMENTATION 5](#_Toc94596413)

[1. УВОД 9](#_Toc94596414)

[2. ПРЕГЛЕД СТАЊА У ОБЛАСТИ 11](#_Toc94596415)

[3. ТЕОРИЈСКИ ПОЈМОВИ И ДЕФИНИЦИЈЕ 17](#_Toc94596416)

[3.1 Класична вјештачка неуронска мрежа 21](#_Toc94596417)

[3.2 Конволутивна неуронска мрежа 17](#_Toc94596418)

[3.3 Метода Потпорних Вектора (SVM) 17](#_Toc94596418)

[3.4 Стабло одлучивања (Decision Tree) 17](#_Toc94596418)

3.4 Random Forest 17

[3.5 Transfer Learning 17](#_Toc94596418)

[4. МЕТОДОЛОГИЈА 19](#_Toc94596419)

[4.1 Модул за праћење шаке и екстракцију кључних обележја 23](#_Toc94596420)

[4.2 Модул за класификацију геста 23](#_Toc94596421)

[5. ЕКСПЕРИМЕНТИ 25](#_Toc94596423)

[5.1 Скуп података 25](#_Toc94596424)

[5.2 Експеримент 1 26](#_Toc94596425)

[5.3 Експеримент 2 27](#_Toc94596426)

[5.3 Експеримент 3 27](#_Toc94596426)

[5.3 Евалуација 27](#_Toc94596426)

[6. РЕЗУЛТАТИ И ДИСКУСИЈА 29](#_Toc94596427)

[7. ЗАКЉУЧАК 33](#_Toc94596429)

[8. ЛИТЕРАТУРА 35](#_Toc94596430)

[9. БИОГРАФИЈА 37](#_Toc94596431)

# УВОД

Могућност рачунара да перципира облик и кретање шаке може бити једна од виталних компоненти која побољшава *user experience* у широком спектру технолошких домена и платформи. Праћење шаке и препознавање гестикулације исте представљају један од основних проблема у овом домену истраживања [7].

На пример, решење горе поменутог проблема, може да представља основу за разумијевање знаковног језика и контролу покрета рукама, а такође може да омогући преклапање дигиталног садржаја и информација из физичког свијета у системима проширене стварности (augmented reality). Иако је људима природна, робусна перцепција руку у реалном времену је изразито изазован задатак у домену компјутерске визије, јер руке често заклањају саме себе или једна другу (нпр. оклузије прста/длана и дрхтање руку) и немају регионе високог контраста [1].

У овом раду, рађено је праћење и препознавање геста шаке у домену разумијевања знаковног језика, конкретно, разумијевања алфабета немачког језика.

За рјешавање овог проблема, имплементиран је јеноставан pipeline koji ima dva koraka. Sistem kao ulazne podatke dobija frejmove *real-time* снимка са веб камере које даје горе поменутом pipeline-у на обрађивање. Prvi korak u obradи слике јесте одређивање 21 кључног oбележја (*landmark*-а) шаке док други корак представља класификациони модел. Класификациони модел као улаз прима координате сваког од 21 кључног обележја и као излаз даје коначну предикцију геста шаке. Од технологија коришћене су *MediaPipe* радни оквир (framework) за детекцију кључних обележја шаке као и *scikit-learn* и *Keras* библиотеке за имплементацију класификационих модела.

Евалуација модела вршена је евалуацијом квалитета коначне предикције истог тј. евалуацијом квалитета класификационог модела као и евалуацијом рачунарских перформанси комплетног *pipeline*-a. Квалитет одређивања кључних обележја није евалуиран посебно. Разлог за ово је тај што први корак у проточној обради (детекција и локализација кључних обележја) служи као својеврсни *feature extractor* те се као сваки други вид претпроцесирања улазне слике не евалуира сам за себе већ у склопу читавог модела проточне обраде [9]. С обзиром да је улазни скуп података релативно балансиран, као мјере перформансе користе се тачност, прецизност, одзив као и микро Ф мјера. Такође, пошто је веома битно да овај модел ради што ближе реалном времену, као мјеру перформансе квалитета рада у реалним условима користи се однос фрејмова које модел може да обради у секунди (Frames Per Second) и микро Ф мјере. Главни закључци који су изведени из евалуације показују да овај приступ има најбољи однос између брзине обраде и квалитета предикције у односу на потпуно неуронске приступе (поготово на слбијем хрдверу). Такође, имплементирани приступ се показао супериорно у односу на потпуно неуронске приступе и у домену обучавања јер му је потребно доста мање података за обучавање. На крају, треба напоменути да је овај приступ до одређене мјере отпоран код примјене на различитим нијансама коже као и заклањања шаке што није случај код традиционалних приступа.

У поглављу 2 биће приказан преглед стања у области, са најутицајнијим радовима у овом проблемском домену као и детањним описом рада на који се овај рад ослања. У поглављу 3 биће описани теоријски појмови и дефиниције, неопходни за разумијевање овог рада. Поглавље 4 посвећено је опису методологије као и опису тока експеримента. Прије самог краја, у поглављу 5, представљене су поставке најбитнијих експеримената који су одрађени док се у поглављу 6 износе и дискутују резултати ових експеримената. На крају, у поглављу 7, даје се закључак на овај рад.

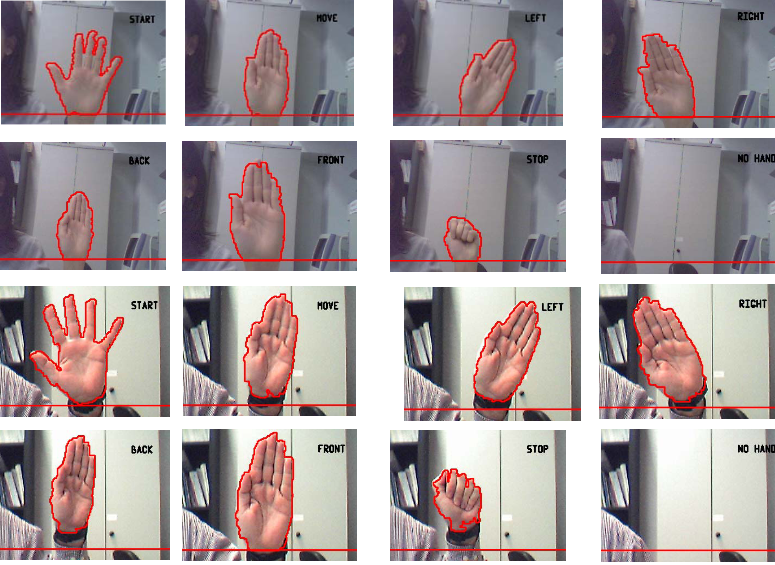
# ПРЕГЛЕД СТАЊА У ОБЛАСТИ

У овом поглављу је наведен историјат развоја приступа за праћење и препознаваље геста шаке као и тренутни *state-of-the-art* приступи код рјешавања овог проблемског домена. Код избора релевантних радова вођено је рачуна да су представљене методологије имале довољно добре перформансе приликом класификације како би се могли користити у пракси као и да су употребљиви из аспекта интеракције човека-рачунара тј. да се резултат могао добити у реалном времену или близу реалног времена као и да је погодан за реалну примјену. Такође, узети су у обзир само они радови који класификацију раде искључиво коришћењем фрејмова видеа као улаза те су сви *Skeleton-Based*, *Depth-Based* i *3D-Based* modeli otpisani u startu.

Први приступ за праћење и препознавање геста шаке кој је дао задовољавајућ резултат за реалну употребу био је заснован на *pipeline*-у који се састојао из три фазе [1]:

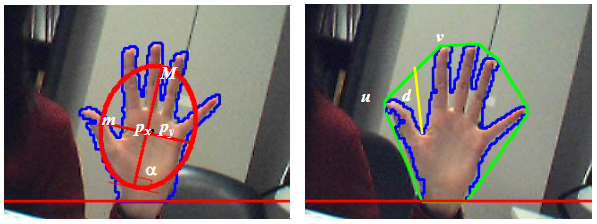
* традиционалне технике сегментације помоћу пробабилистичког модела
* ручног одређивања релевантних обележја
* систем заснован на правилима (*rule-based*) који је служио за одређивање геста

Аутори су развили овај систем за потребе контролисања кретања аватара у видео игрици те је коначна лабела имала 8 класа: *start*, *move*, *stop*, *left*, *right*, *front*, *back*, *no\_hand*. Прије почетка коришћења апликације (приликом сваког покретања) корисник треба да у исцртани квадрат на екрану услика свој длан како би сегментациони алгоритам могао да се обучи. Сви усликани пиксели длана пребацују се из RGB (*Red Green Blue*) у HSV (*Hue Saturation Value*) репрезентацију јер је она доста погоднија за даљу обраду. Функција густине вјероватноће боје коже моделована је гаусовом расподјелом а параметри се одређују стандардном методом максималне вјеродостојности (*maximum likelihood estimation*). Након процеса обучавања модел је спреман за употребу. За сваки пиксел улазне слике одређује се вјероватноћа да ли припада длану, а затим се користи CCA (*Connected Components Аlgorithm*) преко којег се пиксели длана групишу у један регион (*blob)*. Ивични пиксели овог *blob*-a представљају контуре шаке.



Слика 2.1. Приказ одређивања контура шаке употребом пробабилистичког модела

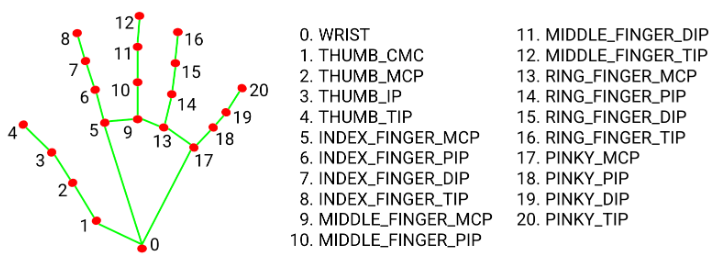
Када сегментациони алгоритам одреди контуре шаке, користи се једноставан хеуристички алгоритам који одређује центар длана. Циљ ове фазе је да се длан представи као елипса и да се одреде мала и велика оса (m, M респективно). С обзиром да као излаз из предходне фазе имамо ивичне пикселе региона, одређивање ових параметара је тривијално и своди се на одређивање линије која представља највеће растојање два пиксела унутар региона (велика оса) и линије која је нормална на њу и спаја два пиксела ивице који се налазе на супротним странама шаке (мала оса). Додатно, стандардним техникама компјутерске визије, рачуна се и конвексни овотач региона. На основу конвексног омотача и репрезентације путем елипсе могуће је одредити низ контурних тачака између два узастопна конвексна врха прста/длана. Ова секвенца формира такозвани дефект конвексности (*Convexity Defect*) и могуће је израчунати дубину и-тог дефекта конвексности di.



Слика 2.2 Приказ екстракције обележја са детектованог региона длана

Просјек дужина свих дефеката конвексности зједно са дужином мале и велике осе, координатама центра шаке као и орјентација шаке се узимају као обележја у финалној фази која се ослања на неколико ручно написаних *if-then-else* правила која, на крају, дају коначан резултат процеса класификације. Модел је евалуиран на ручно прикупљеном скупу података на коме су аутори успјели да постигну веома добре перформансе. За метрику перформансе коришћена је тачност која је израчуната за сваку класу те је након тога упросјечена. Просјечна тачност на свих 8 класа износила је одличних 98%. Главна мана овог приступа је та што се приликом сваког покретања мора поново обучавти пробабилистички модел који ради сегментацију слике. Истина је да се овим постигла робусност јер ће модел радити на различитим типовима коже корисника али остаје проблем коришћења у лоше освијетљеној просторији. Наиме, модел се мора користити у соби гдје је освијетљење константно јер промјеном освјетљења добијамо потпуно различите вриједности пиксела те се пробабилистички модел мора поново обучити. Такође, у сцени гдје је позадина сличне боје као и кожа корисника (поготово на камерама лошег квалитета) аутори наводе да се модел понаша непредвидиво. Још једна од великих мана овог приступа, коју сами аутори наводе, је та што је немогуће користити овај модел код гестова приликом којих нису виљиви сви прсти.

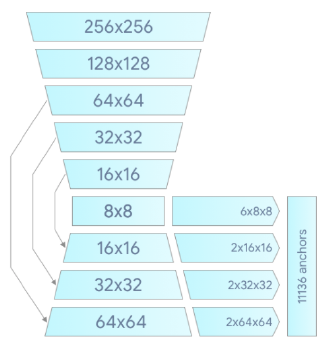
У раду [2] проблем са поновним обучавањем пробабилистичком модела код употребе на различитим нијансама коже као и проблем позадине са бојом сличној боји коже превазиђен је на начин што је као додатна опрема коришћена рукавица која је офарбана бојом која се јако ријетко може наћи у позадини (и природи уопште). Самим тим, једноставном примјеном сегментације помоћу прага је могуће извући регију од интереса. Поново се ручно имплементираним техникма извлче обележја која се у овом приступу убацују у *k-nearest neighbors* (KNN) класификатор. Аутори овог рада су добили скоро идентичне резултате као аутори рада [1] на јако сличном скупу података с тиме што су превазишли један од проблема увођењем додатне опреме. Са друге стране, идаље је остао велики проблем употребе модела у сцени која је неједнако освијетљена и генерално је остао проблем детекције геста код којег нису видљиви сви прсти. Рјешење за ове проблеме изложено је у [6] гдје *T. Maung* предлаже да, за разлику од свих претходних модела, немамо одвојене фазе за екстракцију обележја и класификацију већ је све било енкапсулирано у једну потпуно повезану неуронску мрежу са *hard-limit* активационом функцијом. Овај приступ дао је око 90% тачности на ручно прикуплјеном скупу података али је имао велику ману да ради само уколико се шака налази непосредно испред камере, стога није ни адресирао проблем праћења шаке. У радovima [3] i [10] предложено је коришћење SSD (*Single Shot Detector*) модела за локализацију шаке и класификацију геста (конкретно модела из YOLO породице) док је у раду [5] предложено коришћење мањих (*tiny*) YOLO модела како би се исти могао извршавати и на слабијем хардверу. Иако доста тежи за обучавање, SSD модели ријешили су све проблеме претходно набројаних приступа и дуго су се сматрали као *state-of-the-art* рјешење све до појаве *Mediapipe Hands* модела [4]. Аутори овог рада су увидјели да је главни проблем у овом проблемском домену управо екстракција обележја и ријешили су да направе pipeline модел који ће за улазну слику у RGB репрезентацији моћи да одреди 21 кључно обележје шаке које би касније било који модел машинског учења могао искористити као улаз за процес класификације геста.



Примјер 2.3 Визуализација сваког кључног обележја заједно са његовом ознаком

Њихов предложени модел има двије главне фазе. У првој фази користи се SSD модел за детекцију длана (*BlazePalm detector*). Разлог за ово је намјера да се ријеши проблем парцијалног или комплетног заклањања прстију шаке, такође, у њиховим експериментима се показало да је много мање података потребно за обучавање овог модела у односу на друге приступе који користе SSD модел за детекцију цијеле шаке. У другој фази, користи се Hand Landmark модел који врши прецизну локализацију сваког од 21 кључна обележја шаке путем регресије. Идеја је да модел научи конзистентну интерну структуру шаке како би могао да предвиди позиције прстију и самим тим био робустан на парцијално или потпуно заклањање истих.

Архитектура *BlazePalm* модела је јако слична архитектури YOLOv3 модела те се улазна слика прво скалира на 256х256 резолуцију и провлачи се кроз 5 конволутивних блокова, 3 *upscale* слоја и 4 блока за детекцију. Поједини конволутивни блокови имају стандардну *skip* конекцију са појединим *upscale* слојевима у циљу очувања својстава (*feature*) слике већег нивоа и подизања квалитета детекције. Излаз из детекционих блокова чине 11136 *anchor box*-a који на крају пролазе кроз стандардни *non maximum suppression* алгоритам у циљу добијања коначних граничних оквира дланова. Битно је нагласити да се овај модел може користити за детекцију произвољног броја дланова на снимку у исто вријеме од којих ће сваки бити обрађен. Истина је да детекција већег броја објеката може наштетити перформансе овог модела али јако се ријетко јавља потреба за више од 4 истовремено детектоване шаке те ово и не представља велики проблем.



Слика 2.4 Архитектура *BlazePalm* модела

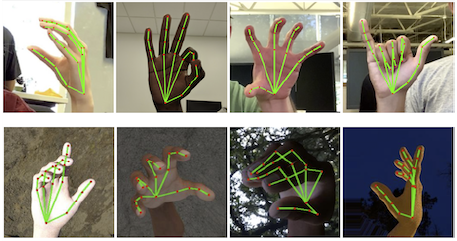
Архитехтура *Hand Landmark* модела је специфична за овај проблемски домен. У питању је *multi-head* модел који има 3 излазна слоја:

1. 21 кључно обележје гдје за свако обележје имамо триплет (*x* координата, *y* координата, релативна дубина у односу на камеру)
2. Вјероватноћа да је на слици детектована шака
3. Бинарна класификација типа шаке (да ли је шака лијева или десна)

Сви излазни слојеви дијеле зједнички *feature extractor*. Занимљива чињеница је то, да је свака од глава (излазних слојева) тренирана на различитим скуповима података (о томе више у наставку). Потребно је нагласити да сама имплементација овог модела јако варира од верзије до верзије радног оквира а постоји и „лакша“ верзија која се користи за праћење шаке на слабијем хардверу (телефону, таблету...).

Аутори овог рада наводе да је најизазовнији дио овог пројекта представљао управо креирање погодног скупа података који би омогућио квалитетно обучавање горе поменутих модела. Прикупљени подаци били су организовани у 3 различита скупа података који су адресирали различите аспекте проблемског домена:

1. *In-the-wild* скуп података који је садржао око 6000 слика са веома великом варијансом (географски диверзитет, различито освјетљење, различите величине и боје шаке)
2. *In-house* скуп података који је садржао око 10000 слика, прикупљан у лабораторијским условима који је покрио све познате гестове које је могуће направити шаком из различитих углова. Једна од мана скупа података је што је прикупљен на свега 30 лјуди у скоро истом окружењу те нема превелике варијације у позадини и тону коже, међутим, ово није направило превелики проблем приликом обучавања.
3. Синтетички скуп података од 100000 генерисаних слика компјутерски анотираног са 21 3D кључним обележјем шаке. Пажљиво је вођено рачуна да се у скупу података нађу различити тонови коже као и различите позадине.



Слика 2.5 Приказ неколико анотираних инстанци скупова података, слике из реалног свијета (горњи ред) и синтетичке слике (доњи ред)

Код обучавања *BlazePalm* модела коришћен је само in-the-wild скуп података док су се за обучавање *Hand Landmark* модела користили сви скупови података и то:

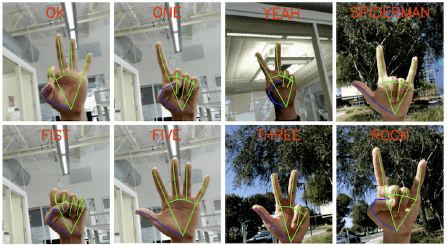
* Ручно анотирани *in-the-wild* скуп заједно са синтетичким скупом за обучавање главе за одређивање 21 кључног обележја
* Подскуп *in-the-wild* скупа заједно са *in-house* скупом за обучавање главе за детекцију присуства шаке као и главе за одређивање да ли је шака лијева или десна

Такође је битно напоменути да су се за евалуацију модела (и валидацију и тест) користили само подаци прикупљени из реалног свијета како би се дала што реалнија слика о перформансама модела. Приликом евалуације коришћена је *average precision* (AP) мјера перформансе за детекцију длана i *mean squared error* (MSE) нормализован према величини шаке за евалуацију квалитета локализације кључних обележја. Код детекције длана, аутори су пробали различите оптимизације са и без употребе декодера као и употребе различитих *loss* функција. Добијене резултате можете погледати у табели 2.1.

|  |  |
| --- | --- |
| **Варијација модела** | **Average Precision (AP)** |
| Без декодера + *cross entropy loss* | 86.22% |
| Декодер + *cross entropy loss* | 94.07% |
| Декодер + *focal loss* | 95.7% |

Табела 2.1 Добијени резултати детекције длана са употребом различитих оптимизација

Што се тиче евалуације квалитета локализације кључних обележја шаке, резултати су били веома добри гдје је нормализована MSE износила свега 16.1%. Резултати евалуације предикције да ли је шака на слици као и класификације шке на лијеву и десну нису дискутовани у овом раду. Autori rada [4] демонстрирају како се овај модел може користити као основа за класификацију геста шаке. Предложено је да се користи стандардна потпуно повезана неуронска мрежа са 5 потпуно повезаних слојева са 64, 128, 512, 64, 32 неурона респективно, заједно са *ReLu* активационом функцијом и *softmax loss*-ом као функцијом грешке. Резултати овог модела нису изнијети у раду али је дата слика која показује да овај приступ заправо ради што ме је и заинтересовало да детаљно експериментишем у овом пољу.



Слика 2.6 Демонстрација рада комплетног модела за праћење шаке и класификацију геста

У радовима [8] и [9] аутори износе своја рјешења за праћење шаке и детекцију знаковног језика, енглеског и вијетнамског респективно гдје се за енглески језик излаз из *Mediapipe* модела даје рекурентној неуронској мрежи на обраду док за вијетнамски језик аутори користе сличну архитектуру предложену у [4]. Аутори оба рада добијају веома добре резултате са преко 98% Ф мјере што ми је потврдило да овакав сличан приступ заправо и има смисла радити.

# ТЕОРИЈСКИ ПОЈМОВИ И ДЕФИНИЦИЈЕ

С обзиром да је методолигија праћења и препознавања геста шаке, у овом раду, подијељена на 2 истоимене цјелине. Као модел за праћење шаке и одређивање кључних обележја коришћен је *Mediapipe* модел чију срж представљају конволутивне неуронске мреже. Као модел за препознавање геста шаке тестирана су 3 приступа:

* Класична потпуно повезана вјештачка неуронска мрежа
* SVM (*Support Vector Machines*) класификатор
* *Random Forest* класификатор

У овом поглављу ће прво бити објашњене класичне вјештачке неуронске мреже (поглавље 3.1) које представљају основу за разумијевање конволутивних неуронских мрежа, представљених у поглављу 3.2. Након тога, у поглављу 3.3 биће објашњен SVM модел, док ће у поглављу 3.4 и 3.5 бити објашњени стабло одлучивања (*Decision Tree)* и *Random Forest* модели. Разлог за увођење поглавља посвећеном *Decision Tree* моделу је тај што овај модел представља срж *Random Forest* модела и увид у његово функционисање је умогоме олакшан схватањем рада позадинског модела. На крају, у поглављу 3.6, биће објашњен *transfer learning* приступ за обучавање неуронских мрежа.

## Класична вјештачка неуронска мрежа

Вјештачка неуронска мрежа функционише слично неуронској мрежи људског мозга. „Неурон“ у неуронској мрежи је математичка функција која прикупља и класификује информације према специфичној архитектури. Неуронска мрежа садржи слојеве међусобно повезаних чворова гдје је сваки чвор у литератури познат и као перцептрон. Битно је напоменути да постоје 3 различита типа слоја:

* улазни слој - садржи улазне информације потребне за одлучивање, односно класификацију
* скривени слој - на основу кога мрежа врши пропратне калкулације и ствара везе са потенцијалним излазима
* излазни слој - садржи резултат калкулације

Сваки неурон првог (улазног) слоја, комбинован са низом одређених коефицијента (тежинама) представља директан улаз у други (скривени) слој. Вредности чворова у овом слоју рачунају се као сума производа претходно поменутих тежина и вредности одговарајућих улазних чворова. Чвор доводи сигнал произведен овом математичком операцијом у функцију активације која је по правилу нелинеарна. Аналогно, претходно добијене вредности у комбинацији са тежинама представљају улаз у следећи скривени слој (може их бити произвољан број са произвољно неурона у сваком од њих) или излазни слој, а вредности индивидуалних чворова рачунају се на исти начин као и у претходном слоју. Из овога се може закључити да неуронска мрежа има велику сличност са статистичким методама као што су уклапање криве и регресиона анализа али да, велики број повезаних чворова праћених нелинеарним трансформацијама на крају, даје простора за далеко већу флексибилност него што је то случај код традиционалних модела на уштрб већег броја параметара и потребе за доста већим скупом податка како бисмо избјегли преприлагођавање.

## Конволутивна неуронска мрежа

У сфери дубоког учења, конволуционе неуронске мреже су класа дубоких неуронских мрежа (*Deep Neural Networks*, DNN) које се најчешће користе за анализу слика. Главни разлог за ово је чињеница да се коршћењем CNN умногоме смањује број параметара у односу на класичне потпуно повезане дубоке неуронске мреже. Узмимо на примјер слику димензија 1000 х 1000 х 3. Код обичне потпуно повезане DNN имали бисмо 3 милиона параметара на улазу. Чак иако би први следећи слој имао само 1000 неурона, димензије тежинске матрице W[1] би биле 1000 x 3 милиона. То би значило да је скоро немогуће наћи скуп података који би био довољно велик да не дође до преприлагођавања на тренинг скуп [11]. За исту димензију улазних података са 3 х 3 филтером, CNN би произвела свега 9 параметара. У наставку ће бити објашњени главни градиви блокови CNN-а.



Слика 3.2.1 Примјер архитектуре CNN

Главни градивни блокови који чине CNN (Слика 3.1) су:

* Конволуциони слој
* Операција испуњавања (*padding*)
* Активациона функција
* Слој сажимања
* Потпуно повезани слој
* Функција губитка (*loss function*).

Конволуциони слој се заснива на математичкој операцији конволуције. За улазну матрицу димензија N x N и филтер f x f спроводи се итеративна операција тако што се филтер поставља на почетак слике те се сваки елемент унутар матрице који се налази „испод“ филтера множи са својим кореспондентним елементом унутар филтера (Слика 3.2). Добијени производи се тада сабирају и ово представља један елемент резултујуће матрице (*feature map*). Након тога се филтер помијера за одређени корак (*stride*) те се операција понавља све док се не дође до краја слике. Код ове операције, важно је примијетити да су димензије резултујуће мтрице мње од димензија полазне матрице. Ово смањење у димензији се може изразити следећом законитошћу: за улазну матрицу димензија N x N и филтер f x f са кораком S добијамо матрицу димензија:

Ово може представљати проблем, поготово код слојева гдје је S велико, јер ће већ након неколико слојева полазна матрица бити превише мала и неупотребљива. Такође, пиксели (елементи матрице) који се налазе на крајевима ће доста мање бити узимани у обзир у односу на елементе који се нлазе у средини, јер филтер мање пута прелази преко њих [12]. Као рјешење, уз операцију конволуције најчешће се примјењује и операција испуњавања (*padding*). Идеја је да се матрица прошири ивицом за онолико редова и колона колико је то потребно да резултујућа матрица буде истих димензија као почетна. Елемент који се убацује је 0, одабран тако да се не наруши валидност операције конволуције [11]. Овим се претходно дефинисана законитост мијења, те ће се за *padding* ширине P димензије резултујуће матрице износити:

Након извршене операције конволуције, на feature мапу се, као и у класичним DNN, додаје вектор пристрасности (*bias vector*) и примјењује се активациона функција. Популарне активационе функције су *ReLu* (*Rectified Linear Unit*), *sigmoid* и *TanH* [12].

Поред конволуционих слојева, CNN често користе и сажимајуће (*pooling*) слојеве како би смањили димензије репрезентације, убрзали рачунање и повећали робусност приликом детекције одређених особина [13]. *Pooling* слој зависи од pooling операције. Као и код конволуционог слоја, филтер димензија N x N се превлачи преко слике са кораком f, само се умјесто операције коволуције примјењује pooling операција. Коју pooling операцију ћемо изабрати зависи од архитектуре нашег модела. Данас, најпопуларнији је *max pooling* код кога као излазну вриједност узимамо највећи елемент из региона захваћеног филтером (Слика 3.2.2). Могућа интуиција иза овога је та да желимо да само оне особине које су веома изражене уђу у даље разматрање, док се оне слабије изражене занемарују. Други популаран избор pooling операцији је *average pooling* који се историјски доста више користио, али је изгубио на популарности јер се max pooling показао као бржи и подједнако ефикасан у експериментима [14].

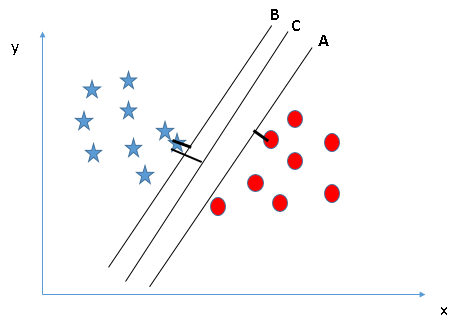


Слика 3.2.2 Разлика између различитих *pooling* алгоритама

Потпуно повезани (*fully connected*) слој представља идентичан слој као у класичној DNN. Ови слојеви се налазе на самом крају CNN. Прелаз између тродимензионалног тензора и једнодимензионалног потпуно повезаног слоја се у литератури назива и „*flattening*“. На самом крају СNN-а налази се *loss layer* који специфицира како тренинг „кажњава“ одступање између предвиђених (излазних) и реалних (лабелираних) ознака у тренинг скупу. Код проблема класификације типично се користи *Softmax loss* док се код предвиђања вјероватноће неког исхода најчешће користи *Sigmoid cross-entropy loss* [11]. На слици 3.2.1 приказан је примјер архитектуре CNN са свим горе поменутим градивним блоковима.

## Метода потпорних вектора (SVM)

Метода потпорних вектора (Support Vector Machine, SVM) је линеарни модел за рјешавање проблема класификације и регресије. Може да решава линеарне и нелинеарне проблеме и генерално добро ради на широком спектру проблема (нрочито класификационих) што га чини једним од најмоћних не-неуронских модела [14]. Идеја SVM-а је једноставна: алгоритам креира линију или хиперравну која раздваја податке у класе такву да маргина одлуке буде максимална тј. да подаци сваке класе буду удаљени што је више могуће од линије одлуке.



Слика 3.2.2 Формирање границе одлуке SVM класификатора

Овдје се може јавити проблем када подаци нису линеарно сепарабилни у њиховом првобитном облику. Постоје два рјешења за то. Прво је једноставно релаксирање границе одлуке, гдје дозвољавамо малу грешку у нади да ће алгоритам исконвергирати са адекватном границом одлуке. Друго је да се подаци трансформишу у други векторски простор у којем је могуће одредити адекватну хиперраван која ће раздвојити податке а затим примјеном математичких трансформација вратити и податке и хиперраван у оригинални векторски простор. Из самог поступка се може закључити да овај процес може бити изузетно рачунарски захтјеван код података који имају велику димензионалност али, на срећу, код SVM-a могуће је одрадити такозвани „кернел трик“ помоћу којег можемо одредити хиперраван у другом векторском простору без да морамо све податке експлицитно трансформисати у исти. Битно је напоменути да је SVM иницјално конципиран као бинарни класификатор али се проблем класификације у више класа може адресирати преко OVO (*one-vs-one*) или OVR (*one-vs-rest*) приступа.

## Стабло Одлучивања (Decision Tree)

Стабло одлучивања је алгоритам надгледаног машинског учења који се користи за класификацију или регресију на основу тога како је одговорено на научен скуп питања [15]. Сама чињеница да се у овом алгоритму не уносе никакве претпоставке о циљној функцији чини овај алгоритам веома флексибилним и робусним до те мјере да му нормализација података уопште није ни потребна за конвергенцију. Стабла одлучивања имитирају људско размишљање, тако да је научницима генерално лако да схвате и протумаче резултате једноставном визуелизацијом чворова и правила у њима. Овај алггоритам не мора увјек да даје егзактну вриједност класификације већ, умјесто тога, може представити опције тако да корисник може сам да донесе смислену одлуку. Градивни блокови овог алгоритма су:

* Коренски чвор (*root node*) – представља почетну тачку у одлучивању
* Операција раздвајања (*splitting*) – представља операцију разбијања једног чвора на више под-чворова
* Чвор одлуке (*decision node*) – чвор који може преусмјерити ток извршавања
* Лист стабла (*leaf node*) – представља могући резултат
* *Pruning* – операција уклањања чворова из стабла
* Грана одлуке (*decision branch*) – под-стабло стабла одлучивања

Основа стабла одлучивања је коренски чвор. Из коренског чвора тече низ чворова одлуке који описују одлуке које треба донијети. Потомци чворова одлуке могу бити други чворови одлуке или листови стабла. Сваки чвор одлуке представља питање или тачку раздвајања, а листови који потичу из чворова одлуке представљају могуће одговоре. Свако под-стабло стабла одлучивања називамо „граном“. Изградња стабла одлучивања се спроводи приликом тренирања модела, у којој се уче атрибути и услови који ће произвести стабло. Затим се стабло орезује (pruning) да би се уклониле небитне гране које би могле да негативно утичу на перформансе. *Pruning* укључује уочавање *outlier*-а, тачака података далеко изван норме, који би могли да доведу до одбацивања прорачуна дајући превелику тежину ретким појавама у подацима. У зависности који проблем рјешавају, стабла одлучивања се дијеле на категоричка и континуална, у овом раду бавићермо се само категоричким стаблима.

## Random Forest

Random forest, као што име модела имплицира, састоји се од великог броја појединачних стабала одлучивања која функционишу као *bagging* ансамбл [16]. Свако појединачно стабло даје своју предикцију класе, а класа са највише гласова се усваја као коначна предикција нашег модела. Основни принцип иза овог модела је једноставан: велики број некорелираних слабих предиктора (стабала одлучивања) ће имати боље перформансе од појединачних модела. Разлог за овај ефекат је што модели међусобно „штите“ један другог од својих појединачних грешака (све док не греше стално у истом правцу). Поменуо сам да овај ансамбл спада у bagging типове ансамбла. То значи да се приликом тренирања, сваком засебном стаблу изнова семплује тренинг скуп који је исте дужине као и оригинални скуп с тим што је креиран узимањем насумичних инстанци из оригиналног скупа на начин да једна инстанца може бити селектована више пута (комбинације са понављањем). Додатно, за сваки скуп податка се узима насумичан подскуп обележја што доводи до веће варијансе између појединачних модела осигурава међусобну некорелираност.

## Transfer learning

Архитектуре са великим бројем слојева, поготово кад су CNN у питању, могу потрошити доста времена и рачунарских ресурса при тренирању модела. Такође, за многе примјене не постоје велики, специјализовани, анотирани скупови података на којима би се могли тренирати дубоки модели.

Код transfer learning приступа, идеја је искористити претходно истрениран модел, који ради за сличан проблемски домен и прилагодити га за сопствене потребе [17]. Прилагођавање се врши тако што се отклони оригинални излазни слој и замијени се са неким од излазних слојева (секција 3.1 и 3.2) који одговарају нашем приступу. Затим је потребно истренирати нови излазни слој над нашим скупом података. У зависности од величине скупа, могуће је тренирати и неке додатне слојеве из модела како би се исти што боље прилагодио жељеном домену. Такође, уколико је доступан веома мали скуп података, могуће је све тежине сачувати на диску и користити их као одвојену функцију која служи као *feature extractor* чији излаз сервирамо неком другом моделу машинског учења.

# METODOLOGIJA

У овом поглављу је представљена имплементација система за праћење и препознавање геста шаке. Улаз у систем представља фрејм видео снимка са веб камере док излаз из система представља визуелизацију кључних landmark-ова шаке који повезани чине естимацију скелета шаке као и лабелу са препознатим гестом поред сваке шаке. Систем може независно обрађивати до 2 шаке истовремено на снимку.

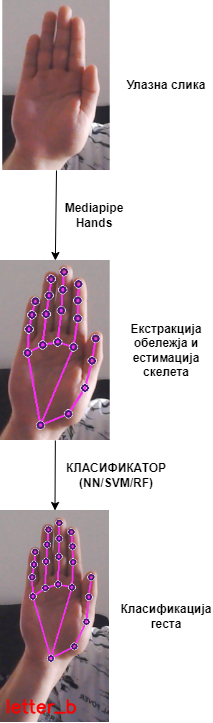
Систем се састоји из два одвојена модула:

1. Модул за праћење шаке и екстракцију кључних обележја
2. Модул за класификацију геста

Улаз у први модул представља фрејм са снимка камере у RGB репрезентацији а као излаз даје 21 кључно обележје шаке. Обележја се даље убацују у модул за класификацију чији излаз чини коначна класа која представља гест (једно од првих 12 слова немачког алфабета, конкретно: *a,b,c,d,e,f,g,h,i,j,k,l,m*). На крају, свако од 21 кључних обележја се исцртава на фрејму видеа и повезује линијама на начин да представи естимацију 2.5D скелета шаке. Такође, добијени гест (које је слово алфабета у питању) из 2. модула се исписује испод зглоба шаке како би лако могли да закључимо за коју шаку је који гест детектован.

Ток експеримента је такође једноставан:

1. Од скупа података [18] се узима подскуп чије излазне класе чине првих 12 слова алфабета
2. Из скупа података отклања се свака колона која представља Z координату
3. Добијени скуп података се дијели на тренинг, валидациони и тест скуп у односу 80/10/10
4. Дотренирава се модел машинског учења *transfer learning* приступом (само класификациони модел, моделе иѕ *pipeline*-а ѕа класификацију није потребно дотрениравати)
5. Врши се евалуација над валидационим скупом података и врши се селекција и оптимизација модела
6. Врши се евалуација класификационог модела над тестним скупом података
7. Врши се евалуација читавог *pipeline*-a за рад у реалним условима



Слика 4.1 Графички приказ претходно описане методологије



Слика 4.2 Дијаграм тока експеримента

## Модул за праћење шаке и екстракцију кључних обележја

Улаз у овај модул представља фрејм са снимка камере у RGB репрезентацији а као излаз даје 21 кључно обележје шаке. Ова обележја се касније могу визуелизовати на начин да осликавају 2.5D скелет шаке и иста се даље користе као улаз у модул за класификацију.

Имплементација овог дијела је веома једноставна, искоришћен је *Mediapipe* радни оквир, конкретно *Mediapipe Hands pipeline* чији је рад детаљно објашњен у поглављу 2. За рад са снимком са веб камере коришћена је *OpenCV* библиотека која тренутно представља *state-of-the-art* технологију за рад са сликом/видеом. Помоћу ове библиотеке, издваја се сваки фрејм видеа са веб камере у реалном времену и даје се на обраду *Mediapipe Hands pipeline*-u. Није вршено никакво додтно тренрање *BlazePalm* и *HandLandmark* модела с обѕиром да је имплементација са *default*-ним тежинама радила јако добро.

## Модул за класификацију геста

Улаз у овај модул представља 21 кључно обележје шаке а као излаз даје предикцију класе која означава који је гест шаком направљен на улазној слици. Овај модул је имплементиран на 3 начина тј. тестирана су 3 различита модела и то:

* Стандардна потпуно повезана неуронска мрежа
* Метода потпорних вектора (SVM)
* *Random forest*

Сва три модела су обучена и евалуирана над истим скуповима података. Важно је напоменути и да је одрађено предпроцесирање скупова података тако што су избачене све колоне које предстабљају Z координату (отприлике свака трећа колона), чиме је смањена димензионалност проблема, самим тим скраћено вријеме обучавања док су перформансе остале непромијењене. Нормализација података није рађена експлицитно с обзиром да је излаз из претходног модула такав да координате обележја нису представљена као апсолутно растојање од неке тачке већ као удео растојања од врха (лијеве стране) слике тако да су подаци нормализовани по default-у. Подаци који су се користили за обучавање, валидацију и тестирање су такође изворно били у истом формату те експлицитна нормализација није била потребна. За учитавање података и претпроцесирање коришћена је *Pandas* библиотека док су за трансформацију података из *Pandas dataframe*-а у облик погодан за обраду коришћене *numpy* и *tensorflow* библиотеке.

Неуронска мрежа је имплементирана у архитектури предложеној у [4] (*MpHandGesture* модел). Мрежа поред улазног и излазног слоја садржи и 5 скривених слојева са 42, 64, 128, 512, 64, 32, 12 неурона респективно. У оваквој конфигурацији мрежа садржи 112428 параметара који се могу научити. Излазни слој је стандардан *softmax* слој са 12 могућих катекорија (првих 12 слова немачког алфабета). Коришћен је adam оптимизациони алгоритам са categorical crossentropy функцијом грешке. Као активациона функција коришћена је *ReLu* функција. Покушане су разне варијације на овај приступ са другачијом архитектуром слојева, додавањем регуларизације и испробавањем другачијих активационих функција и оптимизационих алгоритама али је претходно наведени приступ давао најбоље резултате на валидационим скуповима (опширније у поглављу 5). Мрежа је тренирана *transfer learning* приступом гдје су за иницијалне тежине узете тежине које су дошле са иницијалном имплементацијом *MpHandGesture* модела. Имплементација као и процес тренирања одрађени су уз помоћ *Keras* библиотеке.

SVM модел је имплементиран коришћењем SVC (*C-Support Vector Classification*) из *scikit-learn* библиотеке. Коришћен је стандардни RBF кернел са свим default-ним параметрима.

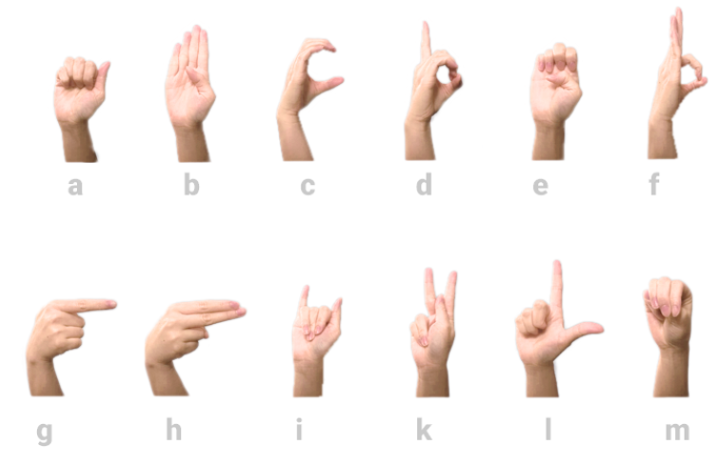
Random Forest класификатор имплементиран је употребом *RandomForestClassifier* класе из *scikit-learn* biblioteke. Коришћено је 500 естиматора са највећом дубином естиматора од 100 нивоа. Одрађена је паралелизација тренинга и извршавања модела над свим расположивим језгрима процесора постављањем „n\_jobs“ параметра на -1 [19].

# ЕКСПЕРИМЕНТИ

Ово поглавље се бави описом (главних) експеримената који су рађени у току развијања система. У потпоглављу 5.1 биће описан скуп података који је коришћен за тренинг, валидацију и евалуацију класификационих модела који чине други модул система. У 5.2, 5.3 и 5.4 биће описани експерименти који су спроведени у циљу евалуације сваког од 3 класификациона модела над тестним скупом података. Циљ ових експеримената је да се покажу реалне перформансе система како за квалитет класификације тако и за рад у реалном времену. Експерименти у којима је рађено експериментисање са различитим архитектурама/хипер параметрима модела нису укључени у овом поглављу. На крају, у потпоглављу 5.5, описан је процес евалуације како појединачних класификационих модела тако и читавог система. Битно је напоменути да је тренинг свих модела одрађено у „кућним“ условима на *Intel* *i7-8700K* процесору. Коришћена верзија *Python* програмског језика је 3.9.5.

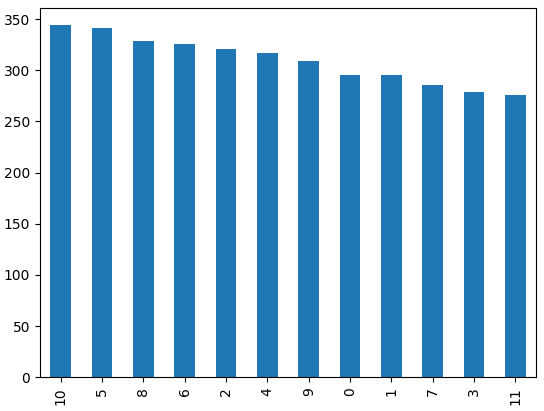
## Скуп података

За потребе тренирања, евалуације и тестирања класификационих модела коришћен је подскуп јавно доступног *German Sign Language* скупа података [18]. Подскуп је садржао класе које су означавале првих 12 слова немачког алфабета.



Слика 5.1.1 Класна обележја подскупа оригиналног скупа података

Разлог за смањење оригиналног скупа података је прије свега та што се овим скратило потребно вријеме обучавања модела док је исти и даље довољно комплексан да реално ослика дати проблем. Добијени подскуп садржи 3718 инстанцу гдје се свака инстанца описује са 64 обележја. Обележја представљају координате сваког од 21 кључног обележја шаке тако што нпр. колоне 0, 1 и 2 осликавају корен шаке (формат обележја описан у поглављу 2), 3,4 и 5 најдоњи зглоб палца и тако даље... Експерименталним путем и препоруком из [8] донешена је одлука да се координата Z избаци из разматрања, што је значило уклањање трећине колона у фази препроцесирања. Овим је смањена димензионалност проблема, и даље олакшан процес обучавања модела. Циљне лабеле су енкодоване за потребе обучавања техником *label encoding*-a. Дистрибуција класног обележја у овом скупу података је солидно балансирана, гдје најзаступљенија класа има 345 а најмање заступљена 275 инстанци. *Frequency plot* за овај скуп података можете видјети на слици 5.1.2.



Слика 5.1.2 Дистрибуција класног обележја која су *label* енкодована (0–а,..., 11-m)

Битно је напоменути да су подаци били претходно нормализовани (баш као и излаз *MediapipeHands* модела) тако да сеникакав вид нормализације није морао експлицитно радити.

## Експеримент 1

У овом експерименту тестирана је неуронска мрежа као класификациони модел. Архитектура неуронске мреже описана је детаљно у поглављу 4. Приликом тренирања је величина *mini batch*-a подешена на 32 и одрађено је 200 епоха. Вриједности ових параметара добијене су емпиријским путем.

## Експеримент 2

У овом експерименту тестиран је SVM као класификациони модел. Коришћен је *RandomizedSearchCV* приступ (детаљно описан у 5.5) за одређивање оптималних хипер параметара модела. Оптимални параметри се налазе у следећој табели.

|  |  |
| --- | --- |
| Хипер параметар | Вриједност |
| C | 1.0 |
| gamma | ‘scale’ |
| shrinking | True |
| probability | False |
| tol | 1e-3 |
| max\_iter | -1 |
| decision\_function\_shape | ‘ovr’ |

Табела 5.3.1 Хипер параметри за SVM класификатор

## Експеримент 3

У овом експерименту тестиран је *Random Forest* као класификациони модел. Коришћен је *RandomizedSearchCV* приступ за одређивање оптималних хипер параметара модела.

|  |  |
| --- | --- |
| Хипер параметар | Вриједност |
| criterion | ‘gini’ |
| min\_samples\_split | 2 |
| min\_samples\_leaf | 1 |
| min\_weight\_fraction\_leaf | 0.0 |
| max\_features | ‘sqrt’ |
| max\_leaf\_nodes | None |
| bootstrap | True |

Табела 5.4.1 Хипер параметри за *Random Forest* класификатор

## Евалуација

Како се систем састоји из 2 одвојена модула, главна питања која су се јављала су се тицала начина евалуације појединачних модула. Једноставном анализом система можемо примијетити да први део има улогу *feature extractor*-а док други део представља класификациони модел који заправо даје коначни излаз. Како се *feature extractor*-и у великој већини случајева евалуирају у контексту крајњег циља, одлучено је да се први модул система не евалуира самостално (такође, коришћени модел је евалуиран у [4] и резултати су изнијети у поглављу 2). Такође, одлучено је да се евалуира само класификациони модел и то на 2 начина:

1. Евалуација квалитета предикције – тачност, прецизност, одзив и микро ф-мјера
2. Евалуација перформансе модела – однос између ф-мјере и броја фрејмова које систем може да одради у току једне секунде

Квалитет предикције се не евалуира у контексту цијелог цистема из разлога што је у овом систему *Mediapipe* модел својеврсно „уско грло“ јер уколико исти не препозна шаку, други модул неће ни добити податке на обраду. Тест скуп је добијен *random* *sampling*-om оригиналног скупа података. Подјела је извршена на тренинг, валидациони и тест скуп у односу 80/10/10. Приликом финалног тестирања, тренинг и валидациони скуп су спојени у заједнички тренинг скуп (овим смо добили више података за тренинг у нади да ће се модел још боље обучити), поновљено је тренирање и потом је извршена евалуација на тест скупу. Подјела је извршена помоћу ручно-написаног алгоритма гдје је *random seed* за одабир псеудо-случајних инстанци био „12345“. Такође, битно је напоменути да је за одабир параметара модела за чију је имплементацију коришћена *scikit-learn* библиотека одрађен уз помоћ *RandomizedSearchCV* класе која бира најбољу комбинацију параметара уз помоћ унакрсне валидације. У мом случају коришћен је стандардни 5 *fold cross validation*. Одрађена је паралелизација читавог процеса над свим расположивим језгрима процесора постављањем „n\_jobs“ параметра на -1 [19].

# РЕЗУЛТАТИ И ДИСКУСИЈА

У овом поглављу приказани су резултати експеримената описаних у претходном поглављу (5.2, 5.3, 5.4).

## Експеримент 1

Резултати за сваку поејединачну класу предикције су представљени у табели 6.1.1:

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Прецизност | Одзив | Ф мјера |
| а | 1.00 | 1.00 | 1.00 |
| b | 1.00 | 0.97 | 0.98 |
| c | 0.95 | 1.00 | 0.97 |
| d | 1.00 | 1.00 | 1.00 |
| e | 1.00 | 0.93 | 0.97 |
| f | 1.00 | 1.00 | 1.00 |
| g | 1.00 | 1.00 | 1.00 |
| h | 1.00 | 1.00 | 1.00 |
| i | 1.00 | 1.00 | 1.00 |
| k | 1.00 | 1.00 | 1.00 |
| l | 1.00 | 1.00 | 1.00 |
| m | 0.96 | 1.00 | 0.98 |

Табела 6.2.1 Резултати тестирања на свакој појединачној класи (неуронски класификатор)

Добијена тачност класификације износила је 0.99 на цијелом тестном скупу док је микро Ф мјера иyносила одличних 0.991935. Ови резултати су били очекивани с обзиром да је коришћена архитектура која је препоручена за коришћење у овом проблемском домену. У поређењу са [9] добијени резултати представљају побољшање од око 1% док са [8] не можемо извршити директно поређење с обзиром да је излаз из система доста другачији као и методологија. Гдје се овај приступ показао добро је и bechmark коришћења у реалном времену, гдје је могао да обрађује ~12 фрејма по секунди (FPS) за једну и ~9 FPS уколико су двије руке истовремено присутне на снимку. С обзиром да се све преко 5 FPS-a узима као задовољавајуће за реалну употребу [8], може се закључити да су добијени резултати добри. Из теста рада у реалном времену уочена је потенцијална мана система а то је да у моменту преласка из једог геста у други добијамо као излаз *random* шум који не осликава реално који је гест детектован. Такође, уколико се направи гест на којем модел није обучаван, излаз ће поново бити нека класа из могућег излазног скупа што може представљати проблем уколико би се систем користио у реалним условима.

## Експеримент 2

Резултати за сваку поејединачну класу предикције су представљени у табели 6.2.1:

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Прецизност | Одзив | Ф мјера |
| a | 1.00 | 0.93 | 0.96 |
| b | 1.00 | 1.00 | 1.00 |
| c | 0.97 | 0.97 | 0.97 |
| d | 0.97 | 1.00 | 0.98 |
| e | 0.93 | 0.93 | 0.93 |
| f | 1.00 | 1.00 | 1.00 |
| g | 1.00 | 1.00 | 1.00 |
| h | 1.00 | 1.00 | 1.00 |
| i | 1.00 | 1.00 | 1.00 |
| k | 1.00 | 1.00 | 1.00 |
| l | 1.00 | 0.97 | 0.99 |
| m | 0.87 | 0.96 | 0.91 |

Табела 6.2.1 Резултати тестирања на свакој појединачној класи (SVM класификатор)

Добијена тачност класификације износила је 0.98 на цијелом тестном скупу док је микро Ф мјера износила солидних 0.978495 што је ипак погоршање од ~2% у односу на неуронску мрежу. Оно гдје се SVM класификатор показао одлично је брзина рада приликом употребе гдје је систем обрађивао ~27 FPS са једном и чак ~25 FPS са обје руке истовремено присутне на видеу. Овакав однос квалитета предикције и брзине рада овај модел, по мом мишљењу, чини бољим за реалну употребу поготово на слабијем хардверу. Нажалост, овај модел инхерентно пати од истих проблема као и претходни док се овдје јавља и слабија перформанса код правилне класификације слова „m“. Могући начин побољшања је да се конкретна класа *oversample*-ује што може довести до побољшања перформанси. Други начин би могао бити тренирање још неколико SVM класификатора са различитим хипер параметрима и увезати их у стандардни *boosting* (*hard* *voting*) ансамбл у нади да ће различито тренирани класификациони модели гријешити на различитим мјестима.

## Експеримент 3

Резултати за сваку поејединачну класу предикције су представљени у табели 6.3.1:

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Прецизност | Одзив | Ф мјера |
| a | 0.88 | 0.93 | 0.90 |
| b | 1.00 | 0.97 | 0.98 |
| c | 0.97 | 0.92 | 0.94 |
| d | 0.96 | 0.96 | 0.96 |
| e | 0.91 | 1.00 | 0.95 |
| f | 1.00 | 1.00 | 1.00 |
| g | 1.00 | 1.00 | 1.00 |
| h | 1.00 | 1.00 | 1.00 |
| i | 1.00 | 0.97 | 0.99 |
| k | 1.00 | 1.00 | 1.00 |
| l | 0.97 | 0.97 | 0.97 |
| m | 0.88 | 0.85 | 0.87 |

Табела 6.2.1 Резултати тестирања на свакој појединачној класи (Random Forest класификатор)

Добијена тачност класификације износила је 0.96 на цијелом тестном скупу док је микро Ф мјера износила 0.962365 што је горе од остала два приступа. Ово је било неочекивано с обзиром да за ансамбл моделе важи генерално прихваћена претпоставка да би на мањим, табеларним скуповима података требали радити боље од неуронских мрежа и осталих традиционалних модела. Друга ствар која је изненадила је брзина рада која је износила ~10 FPS са једном и свега ~7 FPS са двије шаке на видеу иако је алгоритам паралелизован на свих 12 хрдверских нити које је мој рачунар имао на располагању. Могући разлог овако спорог рада је сама количина и максимална дубина искориштених естиматора (500 естиматора са дубином 100) али сваким значајнијим смањењем количине/дубине естиматора нарушавао се квалитет класификације. Због лошијих перформанси од осталих тестираних модела по сваком аспекту не бих препоручио даље експериментисање са овим класификационим моделом.

# 

# ЗАКЉУЧАК

У овом раду представљен је систем за праћење шаке и класификацију геста шаке на примјеру немачког знаковног језика (првих 12 слова алфабета). Мотивација је била што би такав систем могао да представља основу за разумијевање знаковног језика као и основу за развијање неког сложенијег система који би утилизовао класификацију геста шаке (нпр. за помоћ у физикалној терапији пацијената). Систем је имплементиран у два одвојена модула:

1. Модул за праћење шаке и екстракцију кључних обележја
2. Модул за класификацију геста

Први модул ослања се на моделе конволуционих неуронских мрежа. За други модул тестирани су и неуронски и традиционални модели који су обучавани и евалуирани над [18].

Модул за праћење и екстракцију кључних обележја за имплементацију користи *Mediapipe Hands pipeline* који представља SOTA технологију за овај проблемски домен [8]. За други модул система, експериментисано је са три различита приступа, конкретно:

1. Потпуно повезана неуронска мрежа
2. Метода потпорних вектора (SVM)
3. *Random Forest*

Модели су евалуирани у контексту квалитета класификације као и у контексту рада у реалном времену. Што се квалитета класификације тиче, неуронска мрежа је постигла најбољу Ф мјеру од 0.991935, SVM je bio na drugom mjestu sa 0.978495 док је најгоре резултате имао *random forest* са Ф мјером од 0.962365. У контексту рада у реалном времену најбоље се показао SVM помоћу којега је било могуће обрадити 25 FPS, слиједи SVM са 12 FPS и на крају *random forest* са 7 FPS (наведени су резултати рада уколико су на снимку присутне обије шаке истовремено). Уколико узмемо у обзир однос између ове двије метрике, можемо закључити да се оптималан однос квалитета класификације и брзине рада добија коришћењем SVM модела док се *random forest* најгоре показао на тестовима. Битно је напоменути да иако се *random forest* показао лошије од осталх тестираних модела, да је и његова употребљивост велика с обзиром да му Ф мјера пребацује 0.95 и брзина рада је већа од 5 FPS, што представља тренутни стандард за рад у реалном времену [7], [8].

Треба се осврнути и на то да систем инхерентно пати од одређених проблема а то је да у моменту преласка из једог геста у други добијамо као излаз *random* шум који не осликава реално који је гест детектован. Такође, уколико се направи гест на којем модел није обучаван, излаз ће поново бити нека класа из могућег излазног скупа што може представљати проблем уколико би се систем користио у реалним условима. Проблем представља и коришћење система у условима екстремно лоше освијетљености као и употреба са јако лошом камером гдје модул за праћење шаке и екстракцију обележја неће моћи да пронађе шаку на снимку. Следећи корак у развоју овог система би био тестирање неког boosting ансамбл модела у улози класификационог модела гдје првенствено мислим на *XGBoost* модел за који важи да ће за табеларне податке (на мањим скуповима података) радити и брже и боље од неуронских мрежа и других традиционалних модела што даље може побољшати перформансе система.

# ЛИТЕРАТУРА

|  |
| --- |
|  |
| 1. Manresa, C., Varona, J., Mas, R. and Perales, F.J., 2005. Hand tracking and gesture recognition for human-computer interaction. *ELCVIA Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis*, *5*(3), pp.96-104. 2. Wang, R.Y. and Popović, J., 2009. Real-time hand-tracking with a color glove. *ACM transactions on graphics (TOG)*, *28*(3), pp.1-8. 3. Sharp, T., Keskin, C., Robertson, D., Taylor, J., Shotton, J., Kim, D., Rhemann, C., Leichter, I., Vinnikov, A., Wei, Y. and Freedman, D., 2015, April. Accurate, robust, and flexible real-time hand tracking. In *Proceedings of the 33rd annual ACM conference on human factors in computing systems* (pp. 3633-3642). 4. Zhang, F., Bazarevsky, V., Vakunov, A., Tkachenka, A., Sung, G., Chang, C.L. and Grundmann, M., 2020. Mediapipe hands: On-device real-time hand tracking. *arXiv preprint arXiv:2006.10214*. 5. Yeo, H.S., Lee, B.G. and Lim, H., 2015. Hand tracking and gesture recognition system for human-computer interaction using low-cost hardware. *Multimedia Tools and Applications*, *74*(8), pp.2687-2715. 6. Maung, T.H.H., 2009. Real-time hand tracking and gesture recognition system using neural networks. *International Journal of Computer and Information Engineering*, *3*(2), pp.315-319. 7. Lugaresi, C., Tang, J., Nash, H., McClanahan, C., Uboweja, E., Hays, M., Zhang, F., Chang, C.L., Yong, M.G., Lee, J. and Chang, W.T., 2019. Mediapipe: A framework for building perception pipelines. *arXiv preprint arXiv:1906.08172*. 8. Halder, A. and Tayade, A., 2021. Real-time vernacular sign language recognition using mediapipe and machine learning. *Journal homepage: www. ijrpr. com ISSN*, *2582*, p.7421. 9. Duy Khuat, B., Thai Phung, D., Thi Thu Pham, H., Ngoc Bui, A. and Tung Ngo, S., 2021, February. Vietnamese sign language detection using Mediapipe. In *2021 10th International Conference on Software and Computer Applications* (pp. 162-165). 10. Le, T.H., Jaw, D.W., Lin, I.C., Liu, H.B. and Huang, S.C., 2018, May. An efficient hand detection method based on convolutional neural network. In *2018 7th International Symposium on Next Generation Electronics (ISNE)* (pp. 1-2). IEEE. 11. Rahul, C. and Ghansala, K.K., 2018. Convolutional neural network (CNN) for image detection and recognition. In First International conference on secure cyber computing and communication, IEEE. 12. Albawi, S., Mohammed, T.A. and Al-Zawi, S., 2017, August. Understanding of a convolutional neural network. In 2017 International Conference on Engineering and Technology (ICET) (pp. 1-6). Ieee. 13. Boureau, Y.L., Ponce, J. and LeCun, Y., 2010. A theoretical analysis of feature pooling in visual recognition. In Proceedings of the 27th international conference on machine learning (ICML-10) (pp. 111-118). 14. Hearst, M.A., Dumais, S.T., Osuna, E., Platt, J. and Scholkopf, B., 1998. Support vector machines. *IEEE Intelligent Systems and their applications*, *13*(4), pp.18-28. 15. Swain, P.H. and Hauska, H., 1977. The decision tree classifier: Design and potential. *IEEE Transactions on Geoscience Electronics*, *15*(3), pp.142-147. 16. Biau, G. and Scornet, E., 2016. A random forest guided tour. *Test*, *25*(2), pp.197-227. 17. Torrey, L. and Shavlik, J., 2010. Transfer learning. In *Handbook of research on machine learning applications and trends: algorithms, methods, and techniques* (pp. 242-264). IGI global. 18. *German Sign Language* скуп података <https://www.kaggle.com/datasets/moritzkronberger/german-sign-language> (датум приступа 24.6.2022.) 19. *Scikit-Learn* библиотека <https://scikit-learn.org/stable/> (датум приступа 24.6.2022.) |
|  |  |

# БИОГРАФИЈА

Иван Мршуља је рођен 31.01.2000. у Котору, гдје је стекао основно и средње образовање. Школске 2018/19 године се уписује на Факултет Техничких Наука на студијски програм Софтверско Инжењерство и Информационе Технологије. Положио је све испите предвиђене планом и програмом и стекао услов за одбрану завршног рада.