



**УНИВЕРЗИТЕТ “СВ. КИРИЛ И МЕТОДИЈ” -  
СКОПЈЕ**

**ФАКУЛТЕТ ЗА ЕЛЕКТРОТЕХНИКА И  
ИНФОРМАЦИСКИ ТЕХНОЛОГИИ**



**- ДИПЛОМСКА РАБОТА -**

по предметот

**БИОМЕДИЦИНСКА ЕЛЕКТРОНИКА**

**Тема**

**ПРЕПОЗНАВАЊЕ НА ЕМОЦИИ ОД ЕЕГ**

Ментор:  
Вон. проф. д-р Бранислав Гераров

Изработил:  
Дејан Дичоски, индекс бр. 12/2015  
e-mail: dichoski.d@hotmail.com

*Скопје, февруари 2020*

# Содржина

<b>АПСТРАКТ.....</b>	<b>3</b>
<b>1    ВОВЕД.....</b>	<b>4</b>
<b>2    ЕЛЕКТРОЕНЦЕФАЛОГРАФИЈА .....</b>	<b>5</b>
<b>3    ИНТЕРНАЦИОНАЛЕН СТАНДАРД 10-20 .....</b>	<b>7</b>
<b>4    МОЗОЧНИ БРАНОВИ.....</b>	<b>9</b>
<b>5    ШТО СЕ ЕМОЦИИ? .....</b>	<b>11</b>
5.1    Модел на ЕМОЦИИ .....	12
5.1.1    Циркумфлекс Модел .....	13
<b>6    МОДАЛИТЕТИ ЗА ПРЕПОЗНАВАЊЕ НА ЕМОЦИИ.....</b>	<b>15</b>
<b>7    ПРИМЕНА .....</b>	<b>17</b>
7.1    ОЦЕНУВАЊЕ НА ЗАМОР И ПОСПАНОСТ КАЈ ВОЗАЧИТЕ .....	17
7.2    ВИРТУЕЛНИ СРЕДИНИ .....	17
7.3    ТЕРАПИЈА СО МУЗИКА.....	18
7.4    БЕГ-БАЗИРАН МУЗИЧКИ ПЛЕЕР .....	18
<b>8    СИСТЕМИ ЗА ПРЕПОЗНАВАЊЕ НА ЕМОЦИИ ОД БЕГ .....</b>	<b>19</b>
<b>9    ВЕЈВЛЕТ ТРАНСФОРМАЦИЈА.....</b>	<b>22</b>
<b>10   ПОДАТОЧНО МНОЖЕСТВО .....</b>	<b>25</b>
<b>11   ИЗВЛЕКУВАЊЕ НА КАРАКТЕРИСТИКИ.....</b>	<b>31</b>
11.1    КАРАКТЕРИСТИКИ ВО ВРЕМЕНСКИ ДОМЕН .....	32
11.1.1    Статистички карактеристики .....	32
11.1.2    Нелинеарни карактеристики значајни за БЕГ .....	33
11.2    КАРАКТЕРИСТИКИ ВО ФРЕКВЕНЦИСКИ ДОМЕН.....	34
11.2.1    Зависност помеѓу канали .....	35
11.3    КАРАКТЕРИСТИКИ ВО ВРЕМЕНСКО-ФРЕКВЕНЦИСКИ ДОМЕН .....	35
<b>12   КЛАСИФИКАЦИЈА.....</b>	<b>37</b>
12.1    К-НАЈБЛИСКИ СОСЕДИ .....	38
12.2    МАШИНИ СО ПОДДРЖУВАЧКИ ВЕКТОРИ .....	39
12.3    СЛУЧАЈНИ ШУМИ .....	40
12.4    ЕКСТРЕМНО ЗАСИЛУВАЊЕ НА ГРАДИЕНТОТ.....	41
<b>13   РЕЗУЛТАТИ .....</b>	<b>42</b>
<b>14   ЗАКЛУЧОК.....</b>	<b>49</b>
<b>РЕФЕРЕНЦИ .....</b>	<b>50</b>

## Листа на слики

Слика 1: Првата ЕЕГ снимка направена од страна на БЕРГЕР .....	5
Слика 2: ЕЕГ инструментализација .....	7
Слика 3: Поставеност и номенклатура на електродите според 10-20 стандардот .....	8
Слика 4: Петте основни мозочни бранови и нивните најважни карактеристики .....	10
Слика 5: Циркумфлекс модел на емоции.....	14
Слика 6: Модалитети кои се користат во системи за препознавање емоции .....	15
Слика 7: Разлика помеѓу синусоида и вејвлет .....	23
Слика 8: 'dv4' вејвлет.....	23
Слика 9: Декомпозиција на сигналот со примена на НПФ и ВПФ.....	24
Слика 10: Една од испитаничките, непосредно пред почеток на експериментот.....	25
Слика 11: Само-рангирање со помош на SELF-ASSESSMENT MANIKIN .....	26
Слика 12: 2Д просторот со валентност и возбуденост.....	26
Слика 13: 32 ЕЕГ електроди искористени при снимањето на DEAP .....	28
Слика 14: Предложениот систем за препознавање емоции.....	29
Слика 15: Периодограм според методот на Велч.....	35
Слика 16: Добивање на потребните фреквенциски опсези со помош на Вејвлет Трансформација .....	36
Слика 17: Поделба на податочното множество на тренинг, тест и валидациско множество.....	37
Слика 18: К-Најблиски соседи.....	38
Слика 19: Машини со поддржувачки вектори со линеарно јадро .....	39
Слика 20: Линеарно и нелинеарно јадро кај МПВ.....	39
Слика 21: Воведување на нова димензија .....	40
Слика 22: Случајни шуми .....	40
Слика 23: Класификатор со екстремно засилување на градиентот .....	41
Слика 24: Матрица на конфузност.....	42
Слика 25: Споредба на точноста помеѓу 8-те модели .....	46
Слика 26: Матрици на конфузност за Моделот 3 .....	46
Слика 27: Влијание на должината на прозорецот врз точноста на Модел 3 .....	47
Слика 28: Влијание на бројот на електроди врз точноста на Модел 3 .....	47

## Листа на табели

ТАБЕЛА 1: Поврзаност меѓу различни емоции и деловите од мозокот.....	12
ТАБЕЛА 2: Претходни трудови за препознавање на емоции, кои НЕ го користат DEAP .....	19
ТАБЕЛА 3: Претходни трудови за препознавање на емоции, кои го користат DEAP .....	20
ТАБЕЛА 4: Вкупна листа на видео записи искористени за снимање на DEAP .....	27
ТАБЕЛА 5: Краток опис на DEAP податочното множество.....	28
ТАБЕЛА 6: Осврт на сите испробани карактеристики од сите три домени .....	31
ТАБЕЛА 7: Резултат од класификација на тест множеството .....	46
ТАБЕЛА 8: Влијание на ЕЕГ опсезите врз точноста на Модел 3 .....	48

## Апстракт

Емоциите играат многу важна улога во секојдневната комуникација меѓу луѓето, а сè повеќе и во интеракцијата мозок-компјутер. Препознавањето на емоции може да се направи со користење различни модалитети, од кои најмодерна и најточна техника е користење на ЕЕГ сигнали. Во оваа дипломска работа е предложен модел за препознавање емоции од ЕЕГ со помош на методи од машинско учење. Направено е извлекување на различни карактеристики во три домени: временски, фреквенциски и временско-фреквенциски. Евалуацијата на моделот е направена на податочното множество DEAP. Од класификаторите како најдобар се покажа Машини со поддржувачки вектори, кој даде точност од 66.875% за валентноста и 60.0% за возбуденоста.

**Клучни зборови: емоции, ЕЕГ, мозочни бранови, машинско учење, DEAP, Машини со поддржувачки вектори**

# 1 Вовед

Мозокот е најсложениот орган во човековото тело. Тој ги контролира сетилата, движењата и однесувањето и е место каде што емоциите се создаваат. Емоциите играат важна улога во човековата интеракција и честопати се поврзани со расположението, темпераментот, интелигенцијата и мотивираноста. Тие се многу важни за луѓето, бидејќи нè обединуваат без оглед на нашата раса или нација.

Поради нивната клучна улога во нашето секојдневие, проучувањето на емоциите отсекогаш било примамлива област за истражувачите од најразлични научни дисциплини, вклучувајќи: физиологија, психологија, наука на говорот, невронаука<sup>1</sup>, психијатрија итн. Сепак, научното разбирање на механизмите на создавање на емоциите во човековиот мозок е нецелосно.

Во текот на историјата проучувањето на емоциите било тема која предизвикувала многу контроверзија. Долго време владеела догмата дека е невозможно емпириски да се проучат т.е. измерат. Некои од нив дури тврделе дека мозокот треба да се третира како црна кутија.

Меѓутоа појавата на електроенцефалографот овозможила да се проучи оваа црна кутија. ЕЕГ е уред за снимање на електричната активност (потенцијал) на мозокот, кој овозможил да се проучат некои од процесите во него. Во неговиот широк дијапазон на применливи области е и препознавањето на емоции.

Меѓу класичните методи за препознавање на емоции спаѓаат: говор на тело, изрази на лице, прозодија во говорот, емоции од пишан текст и други. Меѓутоа сите од нив имаат еден недостаток, кој потекнува од човековата комплексна природа и тенденција да ги контролира емоциите, а со тоа и да ги прикрива истите.

Електроенцефалографија е една од техниките кои решаваат овој проблем. Така и се јави идејата за оваа дипломска работа. Во неа е предложен модел базиран на машинско учење за препознавање (класификација) на емоции од ЕЕГ. Овој модел е тестиран на јавно достапното податочно множество DEAP. Објаснет е процесот на прибирање на податоците, претпроцесирање, извлекување на карактеристики, вкрстена валидација и на крај класификација.

Освен тоа, направен е и осврт на најпознатите модели на емоции во современата литература, различните теории во психологијата кои се обидуваат да ги дефинираат емоциите, мозокот и мозочните бранови, кус вовед во ЕЕГ и интернационалниот стандард 10-20.

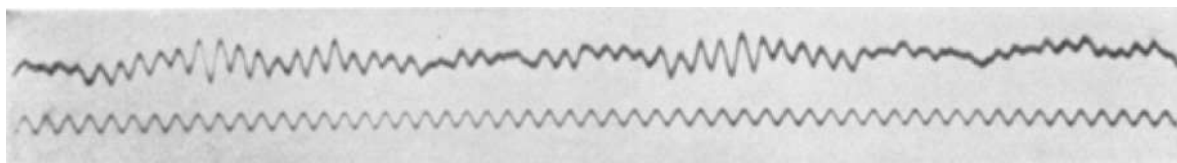
---

<sup>1</sup> neuroscience

## 2 Електроенцефалографија

Електроенцефалографија (скратено: ЕЕГ) е физиолошки метод за снимање на мозочната електрична активност. Клетките во мозокот, наречени неврони, комуницираат преку примање и предавање на електрични импулси и тоа примопредавање се врши постојано, дури и кога спиеме. [44] Електроенцефалографот ги мери промените во биоелектричниот потенцијал предизвикани од електричната активност на невроните, односно од јонските струи предизвикани од акциските потенцијали. [41] Измерената ЕЕГ активност е сума на активноста на сите неврони околу површината под електродата кои имаат отприлика иста вертикална ориентација кон скалпот. [27] Мерењата се неинвазивни и се изведуваат на површината на скалпот, но постои и инвазивна верзија во која електродите се поставуваат директно на мозочната кора – електрокортикографија (ЕКоГ). [41]

Оваа техника за прв пат била употребена (на човек) во 1929 од страна на германскиот психијатар Ханс Бергер. Неговиот метод бил инвазивен и вклучувал вметнување на сребрени жици под скалпот на пациентите – една на предниот дел од главата, а друга на задниот. Како мерен инструмент го користел галванометарот на Сименс со двојна намотка, кој му овозможил да измери напони со големина  $100\mu\text{V}$ . Добиените резултати (до најмногу 3 секунди) биле фотографирани од страна на асистент. [35]



Слика 1: Првата ЕЕГ снимка направена од страна на Бергер

Прв во историјата кој ја снимил електричната активност на мозокот со електроди (неинвазивно) е Греј Валтер, во 1957 год. Освен тоа тој покажал дека мозочните бранови (ритам) се менуваат при различни мисловни задачи. [27]

Во текот на својата повеќе од 100-годишна историја, од првото мерење кај човек направено од Бергер, до денес, ЕЕГ има направено огромен прогрес. Денес, речиси еден век по првата направена ЕЕГ снимка, електроенцефалографијата е еден од најупотребуваните методи за дијагностика во медицината, а сè поголема примена наоѓа и за истражувачки цели. ЕЕГ опремата за клинички апликации доаѓа во облик на капа, која е налик на ватерполистичката капа, во која се сместени електродите. Освен тоа се среќаваат и поедноставни верзии за комерцијална употреба кои потсетуваат на слушалки (пример: MUSE Headband<sup>2</sup> или Emotiv EPOC +<sup>3</sup>).

Споредена со останатите техники за набљудување на работата на мозокот како функционалната магнетна резонанса или томографија со емисија на позитрони, ЕЕГ има многу предности. Некои од најважните се: бесшумна и безболна (бидејќи е неинвазивна), нема штетно зрачење (не употребува радијација, ниту магнетни полиња), ниска цена, преносливост, висока временска резолуција (од редот на милисекунди), трае релативно кратко (околу 30 мин.) и многу други. [41][44]

<sup>2</sup> <https://choosemuse.com/>

<sup>3</sup> <https://www.emotiv.com/product/emotiv-epoc-14-channel-mobile-eeeg/>

Токму поради многуте предности кои оваа техника ги нуди, таа има апликации во најразлични домени. Некои апликации на ЕЕГ кај луѓето и животните се: [27][41]

- Следење (мониторирање) на будност, кома и мозочна смрт
- Истражување на нарушувања при спиење
- Лоцирање на оштетени подрачја после претрпена повреда на главата, мозочен удар, тумор и др.
- Дијагностицирање на епилепсијата и лоцирање на местото на напад
- Контролирање на степенот (длабочината) на анестезијата
- Следење на развојот на мозокот на луѓето и животните во текот на животот
- Утврдување на пореметувања со недостаток на внимание и хиперактивност<sup>4</sup>
- Детекција на скриено процесирање – активност на мозокот која не е поврзана со физичка активност (пример за детекција на лажење)
- Биофидбек терапија (поточно неурофидбек) со која пациентот се обучува да добие поголема контрола над некои физиолошки функции на своето тело. Со помош на ЕЕГ може да се вежба достигнување на состојба на смиреност и фокусираност. На овој начин може да се третираат пореметувања како ADHD, но и да се поттикнат врвни перформанси кај спортисти и музичари.
- Интерфејси мозок–компјутер – подобрување на интеракцијата помеѓу луѓето и компјутерите
- **Препознавање на емоции**

Сепак оваа техника има и свои ограничувања (недостатоци). Ова најмногу се однесува на просторните ограничувања (површинската резолуција зависи од бројот на електроди, но длабинската резолуција е неодредена; таа не е споредлива со волуменската резолуција на фМР на пример), појава на артефакти, долго време за поставување и други.

Артефактите се сигнали кои немаат церебрално (мозочно) потекло, но значително ја нарушуваат ЕЕГ снимката. Тука спаѓаат технички артефакти (шумот од електричната мрежа, флукутации во импедансата, движење на каблите, лош контакт, премногу/премалку кондуктивен гел и др.) и артефакти кои потекнуваат од самиот пациент (движења на телото, потење, движења на очите и трепкање, пулс, пејсмејкер и др.). [27]

Долгото време за поставување се однесува на долгата подготовка на пациентот и поставувањето на ЕЕГ опремата. Подготвување на пациентот вклучува нанесување на абразивен гел за чистење на кожата и намалување на, а потоа и кондуктивен гел со цел да се оствари подобар контакт. [41]

Дополнителен проблем којшто се јавува е малиот однос сигнал-шум. Тој се јавува поради малите амплитуди, кои се движат околу  $10\mu V$  -  $100\mu V$ .

---

<sup>4</sup> ADHD

### 3 Интернационален стандард 10-20

Електроенцефалограмот се добива преку мерен систем (прикажан на Слика 2), кој е составен од [27]:

- електроди со кондуктивен медиум (гел)
- засилувачи со филтри
- анално-дигитален конвертер (A/D)



Слика 2: ЕЕГ инструментализација

Електродите и нивната правилна функција се клучни за добивање на податоци со голема точност. Тие го пренесуваат сигналот од површината на скалпот до засилувачот, којшто го прилагодува напонот од ниво на  $\mu V$  до соодветен опсег, за да може потоа да се дигитализира. За таа цел се користи А/Д конвертор, којшто ги преобразува сигналите од аналогна во дигитална форма, за да може потоа да се зачуваат на компјутер и прикажат на екран. [27]

При мерењата се користи таканаречениот 10-20 стандард, кој е интернационално-прифатен стандард за поставување на електродите, препорачан од Американската ЕЕГ Асоцијација. Тој го добил името од најважното правило кое тој го налага, а тоа е: растојанието помеѓу соседните електроди да изнесува 10% или 20% од вкупната должина на черепот во двете оски. Првото растојание кое се мери е помеѓу горната носна точка<sup>5</sup> и надворешното окципитално испупчување<sup>6</sup> - на завршеток од черепот, а другата е помеѓу двете точки пред ушите<sup>7</sup>. [35]

Електродите се обележани со буква и бројка, соодветно на поставеноста на површината на скалпот. Буквата, прецизно го означува делот од мозокот над кој е поставена електродата: префронтален (Fp), фронтален (F), темпорален (T), парietален (P), окципитален (O) и централен (C). Бројката, пак, ја означува хемисферата. Непарен број означува лева хемисфера, а парен број - десна хемисфера. Електродите поставени на средната линија помеѓу двете хемисфери, имаат додаток z. Со A1 и A2 се означуваат

---

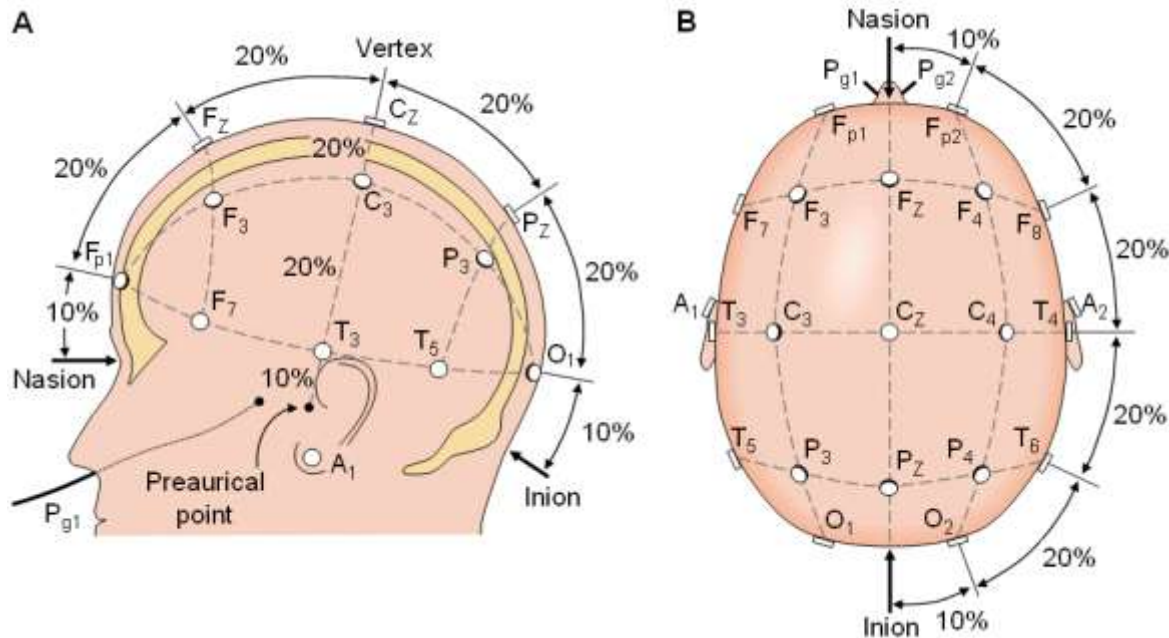
<sup>5</sup> nasion

<sup>6</sup> inion

<sup>7</sup> preauricular points



електродите кои се поставуваат на левото и десното уво, соодветно. Тие најчесто се користат како референтни, при што вообичаено се зема нивната средна вредност. Освен ова постојат и други начини за определување на референтна електрода, уште наречени монтажи, и тоа: средна вредност од сите електроди, тежинската средна вредност од околните електроди и др. [41]



Слика 3: Поставеност и номенклатура на електродите според 10-20 стандардот

Значи, сигналот се мери помеѓу активната електрода и референтната електрода. Дополнително потребна е и трета електрода, наречена заземјена електрода, за да се добие диференцијален напон со одземање на потенцијалите на активната и референтната електрода од заземјената електрода. Со денешната модерна инструментација, изборот на заземјена електрода нема пресудно значење, но најчесто таа е поставена на челото, ушите или понекогаш зглоб или нога. [27]

Минималната ЕЕГ конфигурација претставува едноканален систем, составен од една активна електрода, една референтна и една заземјена електрода. Повеќе-каналните конфигурации може да имаат до 128 или дури 256 електроди и истите најчесто се користат за истражувачки цели. [27].

Во клиничките системи бројот на електроди изнесува 21, од кои 19 се за снимање на мозочните бранови, а 2 се референтни. ЕЕГ системите за биофидбек вообичаено имаат помалку електроди, а некогаш имаат само 2 електроди кои се доволни за снимање на 1 канал. [41]

Фреквенцијата на семплирање кај клиничките уреди е во опсегот 256 – 512 Hz, но за истражувачки цели се употребуваат и фреквенции на семплирање од 20 kHz.

Во оваа дипломска работа е искористено податочно множество, кое содржи податоци од 32 ЕЕГ електроди, добиени со фреквенција на семплирање од 512 Hz.

## 4 Мозочни бранови

Електричната активност на мозокот зависи од типот на активност која човекот моментално ја извршува. На пример, мозочните бранови на човек којшто чита се многу поразлични за разлика од оние на човек којшто одмара. Овие мозочни бранови, уште наречени мозочни ритми, се класифицираат во 5 опсези и даваат информација за состојбата и здравјето на човекот. Петте категории, наречени ЕЕГ опсези се: [27]

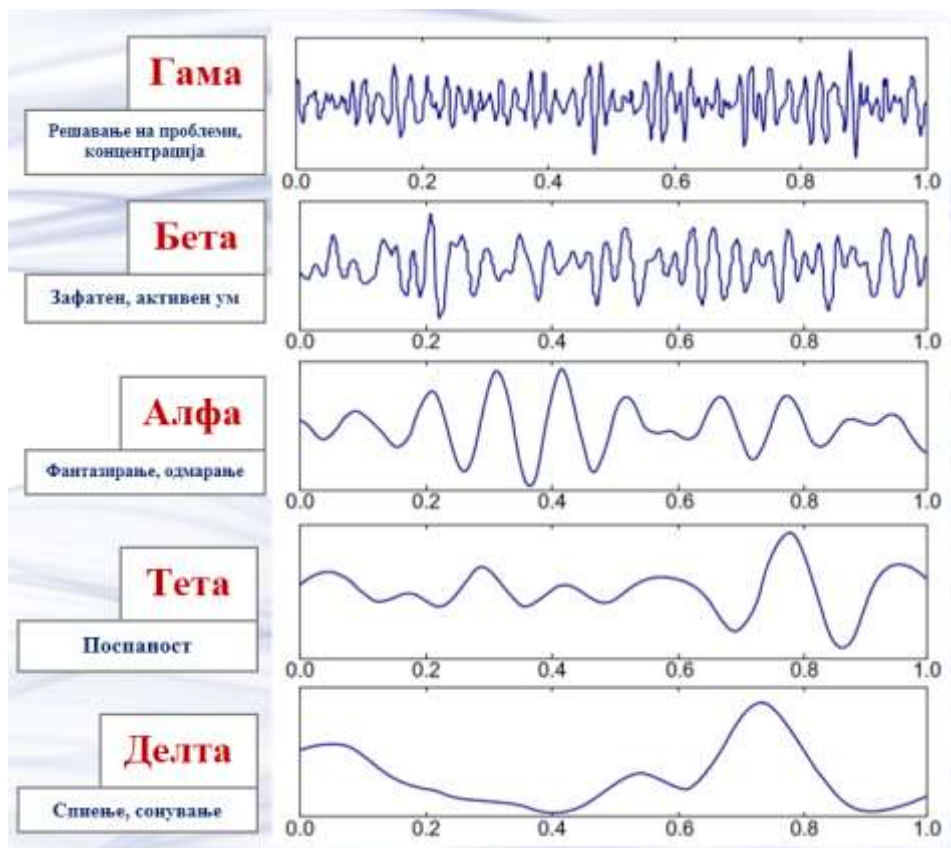
**1. Делта бранови** се најбавните измерени бранови кај луѓето. Одговараат на фреквенции до 4Hz. Тие најчесто се среќаваат кај новороденчиња и мали деца. Како човекот старее, неговиот мозок има тенденција да создава сè помалку делта бранови, дури и при длабок сон. Делта брановите се поврзани со најдлабоките нивоа на релаксација и здрав сон. Освен тоа, откриено е дека се вклучени во несвесни телесни функции, како што се регулирање на отчукувањата на срцето и варење на храната. Соодветното производство на делта бранови ни помага да се чувствуваме потполно подмладени откако ќе се разбудиме од добар сон. Ако има абнормална делта активност, индивидуата може да доживее потешкотии во учењето или да има нарушена свесност (ова е случај при повреди на мозокот). [22]

**2. Тета бранови** (од 4 Hz до 8Hz) се јавуваат при спаваност и неактивност. Премногу тета активност може да ги направи луѓето склони кон депресија и да ги направи многу наивни или лековерни, поради фактот што тие се во многу опуштена, полу-хипнотизирана состојба. Тета брановите имаат свои предности како што се подобрување на нашата интуиција и креативност. [22]

**3. Алфа брановите** го премостуваат јазот помеѓу нашето свесно размислување и потсвеста. Ова е фреквенциски опсег помеѓу бета и тета и вклучува фреквенции од 8 Hz до 12 Hz. Алфа брановите се среќаваат кога фантазираме и сме многу релаксирани, па како резултат на тоа и се поврзани со намалениот фокус. Ако сме под стрес може да се јави феномен познат како „алфа блокада“, кој вклучува зголемена бета активност и многу малку алфа. Всушност бета брановите го блокираат создавањето на алфа брановите, бидејќи ние стануваме премногу возбудени, нервозни и се јавува несоница. [22]

**4. Бета брановите** се познати како високо-фреквентни (12 Hz - 32 Hz), ниско-амплитудни мозочни бранови, кои се среќаваат додека сме будни. Тие се вклучени во свесното и логично размислување. Производството на нормална количина на бета бранови резултира со зголемен фокус и полесно извршување на училишните или работните обврски, вклучувајќи читање и пишување. Повисокиот дел од бета опсегот е поврзан со високи нивоа на возбуденост. Ако консумираме кофеин или некое друго стимулативно средство, бета активноста се зголемува. [22] При премногу бета бранови може да дојде до зголемен стрес и неспособност на индивидуата да се релаксира, а при недоволно бета бранови може да се јави појава на ADHD и нарушување на способноста за спознавање, депресија и честа состојба на мечтаење. [27]

**5. Гама брановите** се најбрзите мозочни бранови (над 32 Hz). Одговорни се за способноста за спознавање (когнитивно функционирање), учење, меморија и процесирање на информации. Истакнатост на овој бран резултира со вознемиреност, висока возбуда и стрес, а неговиот недостаток може да предизвика ADHD, депресија и неспособност за учење. Во оптимални услови гама брановите помагаат со концентрацијата, поврзување на сетилата (мирис, вид и слух), свесност, процесирање на мислите и перцепција. [27]



Слика 4: Петте основни мозочни бранови и нивните најважни карактеристики

Овие фреквенциски опсези содржат важни информации за мозочната активност, а надвор од нив е содржан шумот. Во врска со областа на препознавање на емоции од ЕЕГ, тешко е да се издвои единствен ЕЕГ опсег (мозочен бран), којшто би бил искористен и кој би дал добри резултати. Различните емоции се поврзани со различни мозочни бранови и соодветно се побудуваат од различни делови од мозокот.

Во оваа дипломска работа ќе биде направена компарација на точноста на класификација, со користење на сите опсези заедно, како и за секој опсег индивидуално.

## 5 Што се емоции?

Емоциите не се еднозначно определени. Во речникот на македонскиот јазик (и на другите јазици) може да се најдат многу изрази што ги именуваат човековите емоции, како што се: страв, среќа, гордост, љубов итн. [43]

Но, што претставуваат емоциите?

Познатиот американски психолог В. Џејмс емоциите ги дефинирал како „телесни промени, кои се изразуваат како реакции кон екситирачките случувања на средината“. Значи емоциите се процеси кои го изразуваат човековиот однос кон предметите, појавите и другите луѓе, но и сопствениот однос кон себеси и своите психички доживувања. [43] Тие се внатрешни сигнали. Со нив се изразува субјективната оценка на личноста за актуелната или можната ситуација, за сопствената дејност или сопствените пројави. [40]

Слична дефиниција дале и Андровиќ и Чудина (1994), според кои емоциите се „доживувања на нашето вреднување и субјективен однос спрема предметите, настаните и сопствените постапки“. Во класификацијата на емоциите тие разликуваат: [40]

- примарни (страв, бес, радост, тага)
- осетни (болка, одвратност, спектар на емоции од категоријата задоволство до незадоволство)
- интелектуални (љубопитност, чудење, воодушевување, естетски чувства)
- емоции кон себе (срам, гордост, вина, каење, збунетост)
- емоции кон другите (љубов, омраза, завист, почитување, симпатија, презир)

(Повеќе околу моделирањето на емоциите во следното поглавје.)

Други психолози истакнуваат дека емоционалните реагирања претставуваат комбинација на физиолошката екситација, емоционалното поведение, емоционалното доживување и когницијата – емоционалната свесност. Физиолошката екситација претставува најзначаен фактор на емоциите. Секогаш кога луѓето се емоционално многу возбудени (исплашени), во нивното тело се случува голема промена – екситација (надразнување). При физиолошката екситација човечкото тело се мобилизира за да реагира на не толку видлив начин. [43]

Бидејќи емоциите имаат многу сложена природа, ниту една теорија не може целосно да ги објасни.

Во развојот на секое дете емоционалната интелигенција (EQ) е исто толку важна како и општата IQ, иако на втората ѝ се придава поголемо значење. Висока емоционална интелигенција може да ни помогне да бидеме поуспешни во градење пријателски врски, надминување на стресни ситуации, да ги совладаме полесно нашите проблеми и слично. [40]

Да се биде емоционално интелигентен, значи да се распознаваат сопствените емоции и емоциите на другите, колку се тие силни и што предизвикуваат. Да се биде емоционално писмен значи да се знае како да се управува со сопствените емоции. Емоционалната писменост не учи како се изразуваат чувствата, каде и кога да се изразуваат и како тие влијаат врз другите. [40]

Препознавањето и разбирањето на туѓите емоции е основа за алтруизам, помагање на другите и соработка, па затоа е и неопходна за успешно вклопување во заедницата и

работа со другите. Тоа е способност работите да ги набљудуваме од позиција на својот соговорник, да ги разбереме нивните емоционални потреби, грижи и желби. **Емпатијата** е многу значајна, бидејќи не е едноставно да се навлезе во размислувањето и емоционалната состојба на соговорникот. [40] Спротивно на ова, **апатијата** (од психолошки аспект) претставува состојба каде личноста има недостаток на чувства, интерес и грижа. Тоа е состојба на рамнодушност, индиферентен поглед на светот и потиснување на емоции како возбуда, мотивација или страст. [40]

Голем број истакнати лекари говорат за поврзаноста и огромното влијание на емоциите врз физичкото здравје. Се покажало дека човековите емоционални состојби играат значајна улога во подложноста на болести и во процесот и времетраењето на рехабилитацијата. За ова сведочи и истражувањето на Роберт Ејдер, кое покажало дека имуно-системот кај животните и човекот е во тесна врска со умот, поточно со емоциите. Лошата емоционална состојба го ослабнува имуно-системот, што доведува до болест во организмот, и обратно. [40]

## 5.1 Модели на емоции

Во психологијата се присутни и се изучуваат најразлични теории и модели за означување на емоциите. Многу психолози ги опишуваат емоциите како дискретни варијабилни, т.е. наведуваат дека постојат неколку универзални основни емоции, иако нивниот број и тип варираат од една теорија до друга. Во Табела 1 се претставени некои дискретни групи на емоции и нивната поврзаност со различните лобуси на мозокот.

Табела 1: Поврзаност меѓу различни емоции и деловите од мозокот

	Емоции						
	Среќа	Тага	Неутрална	Изненадување	Страв	Гнев	Гадење
<b>Мозочен регион</b>	Префронтален, фронтален, темпорален и окципитален	Префронтален, фронтален, темпорален и окципитален	Окципитален и фронтален	Префронтален, фронтален, темпорален и париеален	Фронтален, темпорален и централен	Фронтален, темпорален, централен, париеален, окципитален	Фронтален, централен и париеален

Идентификувањето на основните емоции, најзначајните емоции кај луѓето и влијанието што го имаат една врз друга, се предизвици со кои отсекогаш се соочувале психолозите. Еден обид направил психологот Плачник, кој дошол до заклучок дека постојат осум основни, примарни емоции: среќа, допаѓање, страв, изненадување, лутина, згрозеност, гнев и очекување. Сите тие емоции, комбинирани со соседната емоција се слеваат една со друга, создавајќи нова емоција. На пример, примарните емоции на среќа и допаѓање, комбинирани заедно, создаваат емоција на љубов. Овие нови емоции тој ги нарекол секундарни: љубов, покорување, мешан страв (ужас), разочарување, каење, потценување (уцена), агресивност, оптимизам. [43]

Поедноставен пример за дискретизација на емоциите е класификацијата на емоциите во шест основни емоции според Екман: гнев, гадење, страв, среќа, тага и изненадување. Предноста на дискретниот пристап е тоа што тој е лесно разбирлив за луѓето, а и што е поважно во секојдневното луѓето ги опишуваат емоциите во смисла на

дискретни категории. Недостатокот е тоа што не се јасни границите помеѓу емоциите. [27]

Постои и уште една теорија, наречена димензионална, во која емоциите се опишани со користење на различни димензии, кои вклучуваат: вреднување (оценување), активирање, контрола, моќ и други. Вреднувањето и активирањето се двете здружени димензии за опишување на главните аспекти кај емоциите. Димензијата вреднување ги мери човековите емоции од пријатни до непријатни, додека, пак, димензијата активирање се движи од активно до пасивно и ја мери веројатноста човекот да преземе акција при моменталната емоционална состојба. Пресекот на двете димензии е неутралната состојба. [27]

Расел предложил дистрибуција на емоциите во две димензии, прикажана на Слика 5. Првиот квадрант се состои од: среќа, задоволство, возбуда и восхит; вториот се состои од: гнев, гадење, фрустрација и страв; третиот квадрант вклучува тага, здодевност, умор, срам и депресија; и четвртиот квадрант содржи релаксација, надеж, смиреност и интерес. [27]

Предноста на димензионалната репрезентација е тоа што таа им олеснува на истражувачите при означување на опсезите на емоции. Сепак, таа се соочува со потешкотијата да разликува некои емоции, како што е изненадувањето. [27]

Најистакнатите дводимензионални модели се: Циркумфлекс модел, Векторски модел, ПАНА модел (Позитивно Активирање – Негативно Активирање) и моделот на Плачник (тридимензионален модел, опишан погоре). [27]

Бидејќи податочното множество кое е употребено во оваа дипломска работа ги разгледува емоциите според **Циркумфлекс моделот**, но и бидејќи е најшироко прифатен од сите наброени модели, во продолжение на текстот ќе се задржиме само на него.

### 5.1.1 Циркумфлекс Модел

Циркумфлекс моделот на емоции бил развиен од страна на Џејмс А. Расел. Овој модел сугерира дека емоциите се распределени во дводимензионален кружен простор, чии две оски се возбуденост<sup>8</sup> и валентност<sup>9</sup>. Возбуденоста ја претставува вертикалната оска, а валентноста е хоризонталната оска. Центарот на кругот означува неутрална валенција и средно ниво на возбуденост. [27]

Оската на возбуденост ги дели емоциите на: емоции со голема возбуденост (силно изразени емоции, како што е фрустрација, напнатост или восхитеност) и емоции со мала возбуденост (послабо изразени т.е. потиснати емоции, како што е депресијата, безгрижност или здодевност). [27]

Според валентноста, емоциите може да се поделат на позитивни (сатисфакција, восхитеност или смиреност) и негативни (гнев, горчина, грижа или здодевност). [27]

---

<sup>8</sup> arousal

<sup>9</sup> valence



Слика 5: Циркумфлекс модел на емоции

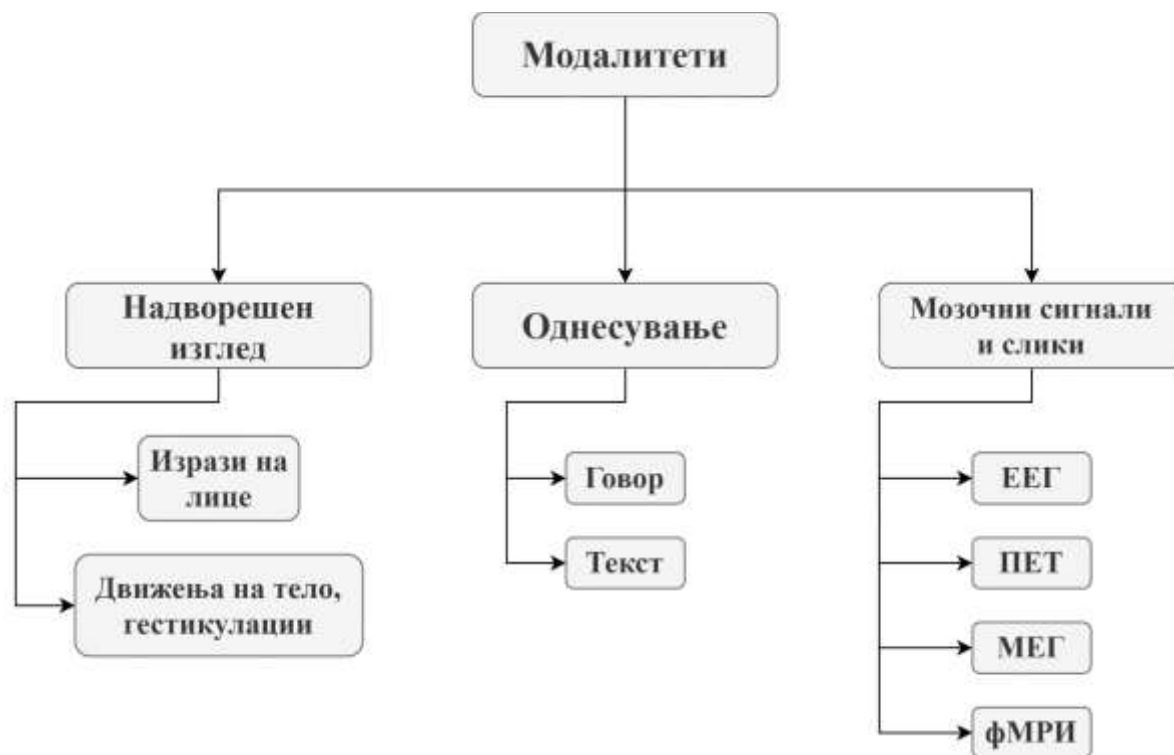
Во овој модел, емоционалната состојба може да биде претставена со било кое ниво на валентност и возбужденост, или пак да има неутрално ниво во едната и/или другата оска.

## 6 Модалитети за препознавање на емоции

Препознавањето на емоции забележува огромен прогрес во последните две декади, особено поради придонесот на разновидни дисциплини, како: психологијата, невронауката, ендокринологијата, медицината, социологијата и особено компјутерските науки. Модалитетите за препознавање се делат на три групи: [27]

- унимодални: за препознавање на емоции се користи само еден модалитет, како влез во системот
- бимодални: со два модалиети како влез во системот
- мултимодални: повеќе од два модалитети

Модалитет, во поширока смисла на зборот, подразбира средство за изразување. Психологијата на перцепција сугерира дека когнитивниот систем користи мозочни сигнали, сензорни и знаковни модалитети за да пренесе некакво значење. Сензорните модалитети можат да вклучуваат секаков вид на сетила: визуелни, аудитивни, опипливи итн. Знаковните типови вклучуваат: пишување, симболи, индекси, слики, мапи, графикони и дијаграми. [27]



Слика 6: Модалитети кои се користат во системи за препознавање емоции

Технички модалитетот се однесува на определен тип на информација и/или на форматот за репрезентација во кој информацијата е складирана. Модалитетите можат да се групираат во три различни категории, претставени на Слика 6. [27]

1. Надворешен изглед - тука спаѓаат модалитети кои со помош на слика/видео ја оценуваат емоционалната состојба на луѓето.
  - Израз на лице – лицето игра многу важна улога во човековата комуникација. Тоа има улога на „прозорец“ кон човечкиот карактер, емоции, мисли и идеи. За препознавање на емоции се



користат различни делови од лицето: очи, веѓи, усни, уста, гранични делови од лицето (образи) и чело.

- Движења на тело/гестикулации – ова дури се смета и за посебен јазик. Јазикот на телото вклучува: гестикулации, движења на телото (нога, стапало, рамења или рака), движења на очите, став, положба на дланките, движења со главата, манири и др.
2. Однесување – во науки за однесувањето се вбројуваат: психологија, психобиологија, криминологија и когнитивната наука.
- Говор – за луѓето говорот е наједноставна форма на комуникација. Тука анализата може да се прави на одвоени зборови, на поврзани зборови или на целиот исказ. [27] Во говорниот сигнал емоциите првенствено се кодираат во квалитетот на гласот и прозодијата. Ова второто ги содржи: интонацијата, енергијата и ритмот на говорниот сигнал. [5]
  - Текст – препознавање на емоционалната состојба на авторот на текстот, преку анализа на пишаниот текст. Тука особено внимание се обрнува на зборови кои изразуваат: тага, гадење, гнев, болка, страв или позитивни зборови и зборови кои изразуваат задоволство. Освен тоа се анализираат и интерпункциските знаци („!“ и „?“).
3. Мозочни сигнали и слики – техники со кои подлабоко се навлегува во функцијата на мозокот.
- Томографијата со емисија на позитрони (ПЕТ)
  - Функционална магнетна резонанца
  - Магнетоенфацелографија (МЕГ)
  - Спектроскопија со блиску до инфрацрвени бранови
  - **ЕЕГ**

Како што може да се види постојат огромен број на модалитети за препознавање на емоции. Истите може да се користат поединечно или некогаш во комбинација едни со други.

## 7 Примена

Областа препознавање на емоции од ЕЕГ е многу атрактивна. Меѓутоа ова е сè уште област во развој и за примена во реални сценарија неопходно е да се подобри точноста.

Точноста би била поголема доколку моделот е калибриран на субјектот над кој се врши препознавањето на емоции<sup>10</sup>. Иако ова е пожелно за некои комерцијални апликации, многу често (особено во медицината) неопходен е општ модел, со голема точност независен од субјектот<sup>11</sup>.

Во продолжение се дадени некои од апликациите на препознавањето емоции од ЕЕГ сигнали:

### 7.1 Оценување на замор и поспаност кај возачите

Поспаноста на возачите е еден од главните причинители за страшните сообраќајни несреќи. Според испитувањата на NSF (The National Sleep Foundation), 60% од возачите имаат возено додека се чувствувале поспано и 37% имаат заспано зад воланот. Американската Автомобилска Асоцијација (AAA) проценила дека една од шест смртоносни сообраќајни несреќи во 2010 год. биле предизвикани од возење при замор и поспаност. Од оваа причина изнаоѓање на техника која ќе го детектира заморот на возачот во реално време е од круцијално значење со цел спречување на овие катастрофални незгоди. [27]

За мерење на заморот на возачот може да се користи видео камера (за снимање на положбата на главата, отвореноста на очите, положбата на телото итн.) или специјални сензори (пример сензори на воланот за определување дали е намален стисокот). Иако овие сензори не го намалуваат комфорот на возачот, тие не се доверливи, бидејќи варираат кај различните возила и различните ситуации во сообраќајот. Затоа примената на уреди кои ги мерат физиолошките сигнали кај возачите дава многу поголема точност. [27] Тука примена наоѓа препознавањето на емоции, со кое може да се препознае состојбата на замор кај возачите, преку мерење на нивото на возбужденост и валентност (поспаноста одговара на ниска возбужденост и ниска валентност).

### 7.2 Виртуелни средини

Виртуелните средини се компјутерски симулирани околина (од реалниот свет или замислен) со кои корисниците имаат интеракција. Најмногу се користат за правење на компјутерски игри, меѓутоа сè повеќе и повеќе и во психотерапијата.

Виртуелна Реалност Терапија (ВРТ) е иновативна и ефективна научно базирана терапевска интервенција која во комбинација со КБТ (Когнитив Бихејвиор Терапија) се користи за брзо и успешно справување со специфични фобии (страв од летање, животни, висина, отворен и затворен простор и др.), како и социјална фобија и анксиозност.

---

<sup>10</sup> subject dependent

<sup>11</sup> subject independent

Ефектот е намалување на нерационалниот страв и одбегнувачкото однесување преку директно изложување со стресниот стимул (посебни виртуелни средини) при што доживувањето е како во реална средина. [10]

Во ваквите терапии за оценување на емоционалната состојба на пациентите најчесто се користи ЕЕГ.

### **7.3 Терапија со музика**

Музичката терапија е нефармацевска интервенција која им помага на пациентите да се справат со стрес, вознемиреност и депресија. За прв пат почнала да се употребува кога било увидено дека вознемиреноста на пациентите при операција се намалува при емитување на смирувачка музика. [39] Денес, најчесто се употребува во медицинските установи, меѓутоа преку методите за препознавање на емоции во реално време, може да се применува и во домашни услови.

Процесот на терапија со музика е многу едноставен. Најпрво пациентот одбира тип на музичка терапија, пример справување со болка, депресија итн. Потоа се одбира и пушта соодветна музика. Емоционалната состојба на пациентот непрекинато се проверува со помош на ЕЕГ. Ако моменталната песна предизвика влошување на состојбата на пациентот, таа веднаш се менува. Доколку се подобрува, по завршувањето на тековната песна, се пушта нова, слична на неа. [39]

Доказ за ефикасноста на музичката терапија се подобрувањата кај пациенти со Алцхајмерова болест. [39]

### **7.4 ЕЕГ-базиран музички плеер**

Страницата last.fm нуди предлози за музика, според посочената емоција на корисникот. Емоциите се поврзани со песните, со помош на тагови посочени од корисниците. Меѓутоа ова е достапно само за ограничен број на песни. Доколку постојано се следат емоциите на корисниците додека слушаат музика, со помош на ЕЕГ, би било возможно доделување на тагови на целата база од песни.

Како резултат може да се добие ЕЕГ-базиран музички плеер, кој би бил дизајниран да дава предлози за музика според моменталното расположение на човекот.

Дополнително, истиот принцип може да се примени и за селекција на слики, видеа, филмови итн.

## 8 Системи за препознавање на емоции од ЕЕГ

Во последните години, областа на препознавање емоции од ЕЕГ сигнали бележи значителен, но сè уште недоволен, подем. Ова се должи на забрзаниот развој на интерфејсите мозок-компјутер. Дополнително олеснување за истражувачите е и објавувањето на неколку јавно-достапни податочни множества.

Покрај DEAP податочното множество, кое е искористено во оваа дипломска работа, најпознати бази на податоци со ЕЕГ сигнали и обележани емоции се: SEED, SEED-IV<sup>12</sup> и MAHNOB-HCI<sup>13</sup>. Тука може да го споменеме и DECAF<sup>14</sup> податочното множество, кое исто така е наменето за препознавање емоции, меѓутоа не преку податоци од ЕЕГ, туку други физиолошки сигнали, како МEG.

Не само што бројот на јавно-достапни бази на податоци е недоволен, туку и процесот за добивање пристап до нив не е едноставен и е долготраен. Добивањето на пристап до DEAP податочното множество траеше речиси два месеци.

Во продолжение, во Табела 2 [24], се наброени некои од најпознатите трудови во областа на препознавање емоции од ЕЕГ сигнали, кои имплементираат свои податочни множества, а во Табела 3 се споменати некои од трудовите кои го користат DEAP како база за тестирање. Напомена: некои од трудовите во Табела 3 тренингот го прават по субјект<sup>15</sup>.

**Табела 2: Претходни трудови за препознавање на емоции, кои НЕ го користат DEAP**

Год.	Учесници	Емоции	Стимул	Карак.	Класиф.	Точност (%)
2006	4 (зав. од испитаник)	3 класи на возб.	Слики	PSD	NB	58
2008	26 (незав. од испитаник)	4 разл. емоции	Музика	ASM	SVM	92.73
2009	1 (зав. од испитаник)	3 класи возб.	Слики	Стат. моменти	QDA	66.66
2009	3 (зав. од испитаник)	10 класи	Одглумени	PSD	KNN	39.97 – 66.74
2010	6 (зав. од испитаник)	2 класи вал, 2 класи возб.	Музички видеа	PSD	SVM	58.8 (вал.) 55.7 (возб.)
2011	20 (незав. од испитаник)	3 класи	Игра	PSD	LDA	56
2012	32 (/)	2 класи вал, 2 класи возб.	Музички видеа	PSD ASM	NB	57.6 (вал.) 62.0 (возб.)
2012	4 (/)	2 класи вал, 2 класи возб.	Видеа	ASP	/	66.05 (вал.) 82.46 (возб.)
2012	20 (зав. од испитаник)	5 разл. емоции	Слики	FD	SVM	70.5

<sup>12</sup> <http://bcmi.sjtu.edu.cn/~seed/>

<sup>13</sup> <https://mahnob-db.eu/hci-tagging/>

<sup>14</sup> <http://mhug.disi.unitn.it/wp-content/DECAF/DECAF.html>

<sup>15</sup> subject dependent

**Табела 3: Претходни трудови за препознавање на емоции, кои го користат DEAP**

Автор(и)	Год.	Карактеристики	Класификатор	Точност (%)	
				Вал.	Возб.
Koelstra и др. [30]	2012	Спектрална густина на моќност (PSD)	NB	57.6	62.0
Yoon и Chung [15]	2013	FFT – Пирсонов корелациски коеф.	NB	70.9	70.1
Wang и Shang [8]	2013	Број на трепкања, енергија, средна вредност, варијанса	DBN	51.2	60.9
Naser и Saha [7]	2014	DT-CWPT	SVM	65.3	66.9
Verma и Tiwary	2015	Вејвлет – RPE, LRPE, ALRPE, ентропија	MLP	63.47	69.62
Li и др. [36]	2015	PSD (Welch)	DBN	64.2	58.4
Atkinson и Campos [17]	2015	FFT – медијана, ст. дев., сплоснатост, моќност и др.	SVM	73.14	73.06
Zhuang и др. [23]	2017	IMF – прва разлика, втора разлика, норм. енергија	SVM	69.10	71.99
Alhagry и др. [29]	2017	Неообработени (raw)	LTSM	85.45	85.65
Menezes и др. [20]	2017	Врем. дом. – статистички; FFT – сред. моќност; HOC	Random Forest	88.4	74.0
Guo и др. [18]	2017	Wavelet – енергија, ентропија, ст. дев.	SVM	60.21	62.79
Zhi и др. [11]	2018	Врем. дом. - статистички; FFT – ср. моќност и разл. во ср. моќ. меѓу електроди, Wavelet – ХилХуангСпек	DBN-GC базирана DNN	76.83	75.92
Bazgir и др. [25]	2018	Wavelet – енергија и ентропија за 2 канали	SVM	90.6	90.8
Liu и др. [11]	2018	Врем. дом. – статистички, HOC, FD, Хјорт, NSI; FFT – PSD, DA, RA, MSCE; Wavelet – RMS, REE, ентропија	Random Forest	69.9	71.2
Chao и др. [12]	2019	FFT - 9x9 матрица со PSD на секој канал	CapsNet	66.73	68.28

Иако бројот на направени истражувања и објавени трудови во последните години драстично расте, сепак, препознавањето на емоции од ЕЕГ сигнали е нова област. Ефективноста и ефикасноста на овие алгоритми е сè уште лимитирана. Некои нерешени проблеми [27] во тековните алгоритми и пристапи се следниве:

1. **Временски ограничувања** - Времето на изведување се состои од времето за екстракција на карактеристиките и времето за класификација. Бројот на електроди што се користат во препознавањето на емоциите става уште едно временско ограничување на алгоритмите. Како резултат, повеќето предложени алгоритми не се прикладни за препознавање на емоции во реално време.
2. **Точност** - Точноста на ЕЕГ-базираното препознавање на емоции треба да се подобри. Точноста се намалува кога е потребно препознавање на поголем број емоции.
3. **Број на електроди** - Од гледна точка на времето за поставување на ЕЕГ-уредот, нивото на удобност на корисниците кои го носат уредот и количината на карактеристики за обработка, треба да се намали бројот на електродите. Сепак, повеќето тековни трудови сè уште бараат релативно голем број на електроди. DEAP множеството на податоци има податоци од 32 ЕЕГ електроди.
4. **Број на препознаени емоции** - Иако постојат различни емоционални состојби за да се опишат чувствата на човекот, до сега може да се препознаат само ограничени типови емоции со помош на ЕЕГ.
5. **Бази на податоци** - Достапни се многу малку бази на податоци за ЕЕГ со обележани емоции. Во иднина потребно е да бидат поставени повеќе бази на податоци за препознавање емоции од ЕЕГ со различни стимули, како што се визуелни и аудио.

## 9 Вејвлет трансформација

Многу од досегашните трудови на тема препознавање емоции од ЕЕГ зборуваат за ефикасноста на Вејвлет Трансформацијата за поделба на сигналот на ЕЕГ опсези. Но се поставува прашањето дали е таа подобра од Фуриеовата Трансформација?

Со множење на сигналот со серија на синусоиди со различни фреквенции можеме да определиме кои фреквенции се присутни во сигналот. Ако скаларниот производ помеѓу нашиот сигнал и синусоидата на конкретна фреквенција резултира со голема амплитуда, тоа значи дека има големо преклопување помеѓу двата сигнали, односно дека нашиот сигнал ја содржи оваа фреквенција. Ова е суштината на работа на Фуриеовата Трансформација. Меѓутоа проблемот со неа е тоа што таа има голема резолуција во доменот на фреквенции, но нула резолуција во временскиот домен. Односно, ФТ може да ни каже точно кои фреквенции се присутни во сигналот, но не и каде во временската секвенца се наоѓаат истите. [33]

Во обид да се надмине овој проблем, научниците ја вовеле Кратката Фуриеова Трансформација<sup>16</sup>. Кај овој пристап, оригиналниот сигнал се дели на неколку сегменти со еднаква должина (со или без преклопување) со користење на лизгачки прозорец, пред да се примени ФТ. Идејата е доста едноставна: ако го поделиме нашиот сигнал на 10 делови и ФТ детектира специфична фреквенција во вториот дел, тогаш знаеме дека таа настанала помеѓу 2/10 и 3/10 од времетраењето на нашиот оригинален сигнал. [33]

Подобар пристап при анализа на сигнали со динамички спектар на фреквенции е Вејвлет Трансформацијата. Таа не само што ни кажува кои фреквенции се присутни во сигналот, туку и во кој временски момент истите се случиле. [33]

Оригиналниот сигнал (временска секвенца) има голема резолуција во временски домен и нула резолуција во фреквенциски домен. Ова значи дека можеме да разликуваме мали карактеристики во временскиот домен и никакви во фреквенцискиот. Спротивно на ова, Фуриеовата Трансформација има голема резолуција во фреквенцискиот домен, но нула резолуција во временски домен. Кратката Фуриеова Трансформација има средна резолуција и во фреквенциски и во временски домен. Вејвлет Трансформацијата има: [33]

- за ниски фреквенции – висока резолуција во фреквенциски домен, а ниска резолуција во временски домен;
- за високи фреквенции – ниска резолуција во фреквенциски домен, а висока резолуција во временски домен

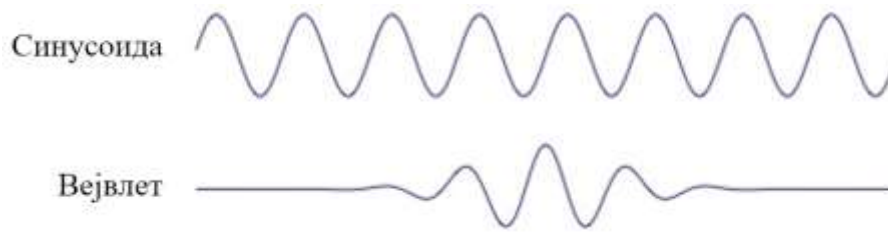
Со други зборови, Вејвлет Трансформацијата прави компромис.

### Како функционира Вејвлет Трансформацијата?

Фуриеовата Трансформација користи серија од синусоиди. Односно, сигналот е претставен преку линеарна комбинација од синусоиди. [33] Вејвлет Трансформацијата користи серија на функции наречени вејвлети, секој со различен фактор на скалирање. Инаку зборот вејвлет во превод значи мал бран. Главни карактеристики на вејвлетот се: 1) конечна енергија и 2) нула средна вредност. [33]

---

<sup>16</sup> Short-Time Fourier Transform



**Слика 7: Разлика помеѓу синусоида и вејвлет**

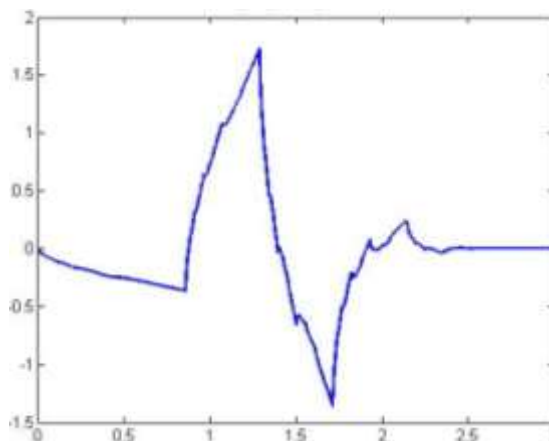
Синусоидата е бесконечна, а вејвлетот е локализиран во време.

Како што може да се види на Слика 7, бидејќи вејвлетот е локализиран во време, можеме да го помножине нашиот сигнал со вејвлетот во различни временски моменти. Почнуваме на почетокот од сигналот и полека го движиме вејвлетот кон крајот на сигналот. Оваа процедура уште се нарекува и конволуција. Откако ова ќе го направиме за оригиналниот вејвлет<sup>17</sup>, можеме да го скалираме, така што ќе биде поголем и да го повториме процесот. [33]

Поголем фактор на скалирање (поголем вејвлет) одговара на помала фреквенција, така што со скалирање на вејвлетот во временски домен, добиваме поголема резолуција во фреквенциски домен. И обратно, со користење на помал фактор на скалирање добиваме повеќе детали во временскиот домен. Значи, факторот на скалирање е спротивен на фреквенцијата. [33]

Друга разлика помеѓу Фуриесовата Трансформација и Вејвлет Трансформацијата е тоа што постојат многу различни фамилии (типови) на вејвлети. Вејвлет фамилиите се разликуваат една од друга по формата, компактноста и рамномерноста (колку е мазен вејвлетот). Ова значи дека можеме да одбереме вејвлет фамилија која најмногу одговара на карактеристиките на сигналот кој го анализираме. [33]

Помеѓу семејствата на вејвлет трансформации, најчесто користено за анализа на емоции од ЕЕГ е Добеши (анг. Daubechies). Во оваа дипломска работа е одбран Добешот со ред 4 (db4), прикажан на Слика 8, бидејќи истиот има постигнато најголема точност во анализата на ЕЕГ сигнали. Редот е поврзан со бројот на нулти моменти<sup>18</sup>, што значи дека за конкретниот случај има 4 нулти моменти, а исто така поголем ред значи помазен вејвлет. [33]



**Слика 8: 'db4' вејвлет**

<sup>17</sup> mother wavelet

<sup>18</sup> zero moments, vanishing moments



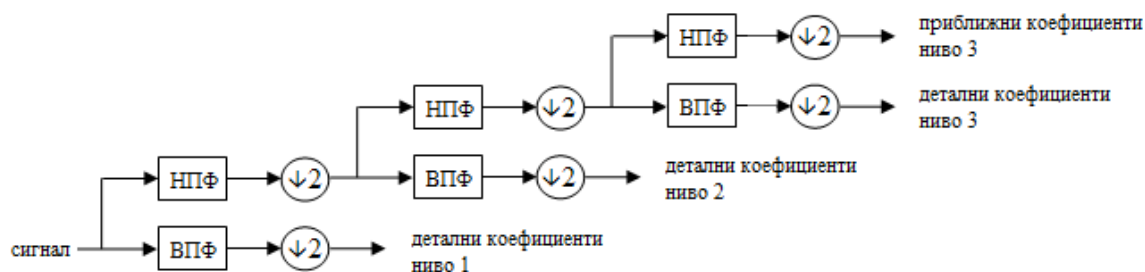
Нултите моменти ја определуваат способноста на вејвлетот да го прикаже полиномното однесување на сигналот. Па така, db4 има четири нулти моменти и е соодветен за полиноми од трет ред. [33]

Вејвлет Трансформацијата постои во два облици: непрекината и дискретна. Бидејќи во оваа дипломска работа е искористен дискретниот облик, само него и ќе го разгледаме. [33]

Во пракса, **Дискретната Вејвлет Трансформација (ДВТ)** се реализира како каскада од високопропусни и нископропусни филтри. На секое ниво на трансформација сигналот се разложува на ниски и високи фреквенции со што може да се изолираат определени фреквенциски опсези. [33]

Кога одбираме вејвлет фамилија, мораме да го нагласиме и степенот на разложување<sup>19</sup>. Ако тој не е наведен се зема максималниот степен на разложување, кој се постигнува кога бројот на примероци е помал од должината на вејвлет филтерот. [33]

За да примениме ДВТ на сигнал, започнуваме со најмалиот фактор на скалирање. Како што беше објаснето погоре, мал фактор на скалирање одговара на високи фреквенции. Ова значи дека прво го анализираме однесувањето на високи фреквенции. Во вториот чекор, факторот на скалирање се зголемува со фактор од два (фреквенцијата се намалува со фактор од два) и ние анализираме фреквенции до половина од максималната фреквенција. Во третиот чекор, факторот на скалирање е четири и ние анализираме фреквенции до четвртина од најголемата фреквенција. [33] На Слика 9 е прикажан процесот на поделба на сигналот за да се извлечат коефициентите за потребните фреквенциски опсези. Доколку три е степенот на разложување тука завршуваме, а ако не продолжуваме сè дур не го постигнеме нагласениот степен на разложување.



Слика 9: Декомпозиција на сигналот со примена на НПФ и ВПФ

<sup>19</sup> level of decomposition

## 10 Податочно множество

Во овој дипломски труд е искористено податочното множество DEAP<sup>20</sup>, направено од истражувачи од Универзитетот Квинс Мери (Лондон, Велика Британија), Универзитетот Твенте (Холандија), Универзитетот Женева (Швајцарија) и Швајцарскиот Федерален Институт за Технологија (Лозана).

DEAP е мултимодално податочно множество, наменето за анализа на човекови афективни (емоционални) состојби и вклучува електроенцефалографски и други физиолошки сигнали. Ова множество вклучува мерења направени на вкупно 32 испитаници: 16 мажи и 16 жени, со возраст помеѓу 19 и 37 (просечна возраст: 26.9 год.), додека истите гледале 40 различни едно-минутни видео записи на песни (некои со спот, а некои само аудио со слика). Вкупната листа на видео записи е дадена во Табела 4. [30]



Слика 10: Една од испитаничките, непосредно пред почеток на експериментот

Непосредно пред почетокот на експериментот (пред да биде поставена мерната опрема), секој испитаник пополнил прашалник, во кој одговорил на некои од следните прашања: возраст, пол, дали е левак/деснак, дали носи помагала за гледање (очила/леќи) или има направено корекција на видот, степен на завршено образование, колку часа сон имале претходната вечер, дали имаат консумирано алкохол/кафе/зелен чај, дали консумираат некои лекаства и сл. [30]

Експериментот започнал со две-минутно снимање на референтната активност (основна линија)<sup>21</sup>, во кои на екранот бил прикажан бел крст на црна позадина. Од испитаниците било побарано да се смират и релаксираат што е можно повеќе во текот на овој период. Откако била измерена основната линија, започнале 40-те поединечни обиди (мерења), при што секој од нив вклучувал: [30]

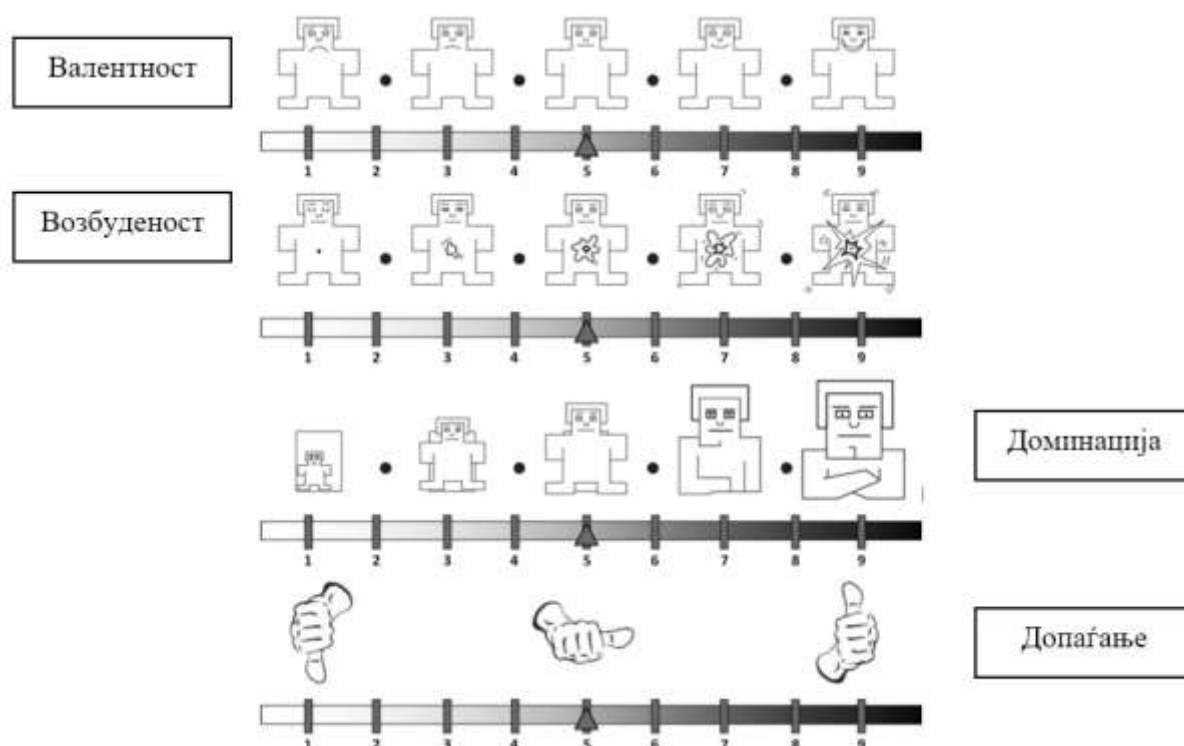
- 2 секунди на екранот бил прикажан бројот на тековниот обид, со цел да се информираат испитаниците за нивниот прогрес
- 5 секунди снимање на референтната активност
- 1 минута музичко видео
- само-рангирање на нивото на валентност, возбуденост, доминација и допаѓање

За само-рангирањето на крајот од секој обид, била искористена скалата SAM (Self-Assessment Manikin), прикажана на Слика 11, со нивоа од 1-9 за четири димензии:

<sup>20</sup> A Dataset for Emotion Analysis using EEG, Physiological and video signals

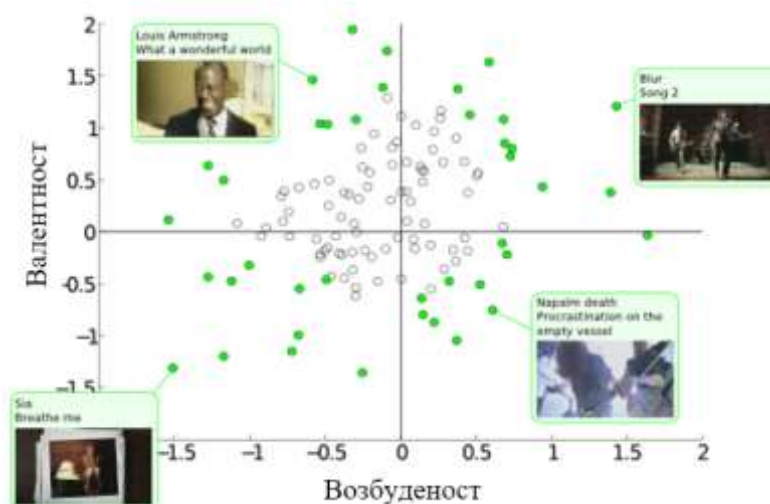
<sup>21</sup> baseline

валентност, возбужденост, доминација и допаѓање. Притоа важно е да се напомене дека скалата 1-9 не е дискретна, туку непрекината. [30]



Слика 11: Само-рангирање со помош на Self-Assessment Manikin

Од овие четири димензии, во оваа дипломска работа се искористени само првите две, валентност и возбужденост, во согласност со Циркумфлекс моделот на Расел. Па така оската валентност се движи од тага до среќа/радост, а оската возбужденост од смиреност/збодееност до поттик/возбужденост.



Слика 12: 2Д просторот со валентност и возбужденост

40-те одбрани музички видеа се обележани со зелена боја.

Во секој квадрант е издвоено по едно видео кое има најекстремни вредности за валентноста и возбужденоста.

Во Табела 4 се прикажани средните вредности (за сите 32 испитаници) за валентноста и возбужденоста. Вкупната средна валентност и возбужденост се 5.2278 и 4.9773 соодветно.

**Табела 4: Вкупна листа на видео записи искористени за снимање на DEAP**

Ред. бр.	Артист – Име на песна	Средна валентност	Средна возбуденост
1	Emiliana Torrini - Jungle Drum	6.8571	5.8571
2	EuroTrip - Scotty Doesn't Know	5.9286	6.9286
3	The Jacksons - Blame It On the Boogie	6.9333	6.4667
4	The B-52's - Love Shack	7	5.9333
5	Blur - Song 2	7.2	7.3333
6	Blink 182 - First Date	6.1333	6.2
7	Benny Benassi - Satisfaction	6.6667	6.4667
8	Lily Allen – F* You	7.2667	6.0667
9	Queen - I Want to Break Free	7.0667	6.4
10	Rage Against The Machine - Bombtrack	5.8667	7.0667
11	Michael Franti & Spearhead - Say Hey I Love You	7.1429	4.8571
12	Grand Archives - Miniature Birds	5.9286	3.3571
13	Bright Eyes - First Day Of My Life	6.5714	4.2143
14	Jason Mraz - I'm Yours	7.0667	4.7333
15	Bishop Allen - Butterfly Nets	6.4667	4
16	The Submarines - Darkest Things	5.1333	2.4
17	AIR - Moon Safari	6.0667	3
18	Louis Armstrong - What a wonderful world	7.1333	3.8667
19	Manu Chao - Me gustas tu	7.5333	4.4667
20	Taylor Swift - Love Story	6.2667	4.1333
21	Gloomy Sunday Original Version (Hungarian Suicide Song)	4.1429	4.2143
22	Porcupine Tree - Normal	4.2	3.7333
23	Wilco - How To Fight Loneliness	3.3333	4.4667
24	James Blunt - Goodbye My Lover	3.3333	2.9333
25	A Fine Frenzy - Almost Lover	4.2	3.6
26	Kings Of Convenience - The Weight Of My Words	4.2	3
27	Madonna - Rain	4.3333	3.1333
28	Sia - Breathe Me	3.25	2.75
29	Christina Aguilera - Hurt	3.4375	3.625
30	Enya - May it be	3.2	3.6667
31	MORTEMIA - The One I Once Was	3.6667	5.4667
32	Marilyn Manson - The Beautiful People	4.6667	6.4
33	Dead To Fall - Bastard Set of Dreams	3.9333	6.1333
34	Dj Paul Elstak - Hardcore State Of Mind	4.7857	6.3571
35	Napalm Death - Procrastination On The Empty Vessel	3.5333	6.3333
36	Sepultura - Refuse Resist	4.9333	7.2667
37	Cradle of filth - Scorched Earth Erotica	3.2667	5.8667
38	Gorgoroth - Carving A Giant	3.2667	5.3333
39	Dark Funeral - My Funeral	3.4667	5.3333
40	Arch Enemy - My Apocalypse	3.7333	5.7333

Мерењата за ова податочно множество биле направени на две различни локации. Испитаниците 1-22 биле снимани во Твенте, а 23-32 во Женева. [9] На двете локации била искористена различна мерна опрема, меѓутоа сите мерења се во согласност со стандардот 10-20.

Притоа јавно достапни (со потпишана EULA) се оригиналните (необработени) податоци и претпроцесирани податоци. Оригиналните податоци вклучуваат 32 bdf (BioSemi формат) фајлови, добиени со Actiview софтвер. Секој фајл ги вклучува податоците од 48 канали (од кои 32 ЕЕГ канали од Ag/Ag-Cl електроди), со фреквенција на семплирање од 512 Hz. Освен ЕЕГ, останати искористени сензори се: GSR (Galvanic Skin Response), плетизмограф, температурен сензор, сензори околу очите (за

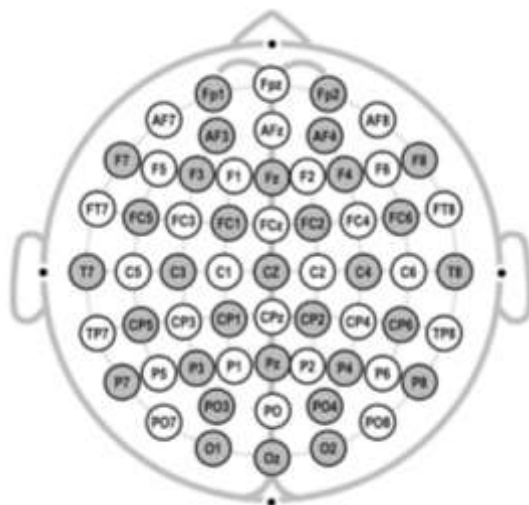
детектирање на движења на очите и трепкање), сензори околу устата и сензори на трапезоидните мускули. [30]

Во оваа дипломска работа се искористени обработените податоци, кои може да се отворат со помош на pickle модулот во Пајтон. Претпроцесирањето вклучува: [9]

1. Потсемплирање до фреквенција од 128 Hz
2. Отстранување на електроокулографски (ЕОГ) артефакти – движења на очите и трепкање
3. Филтрирање низ филтер пропусник на опсег од 4 Hz до 45 Hz (отстранет е делта опсегот)
4. Усреднување на податоците според средното референтно ниво
5. Преуредување на редоследот на каналите, за сите да го следат редоследот од Женева (бидејќи е снимано на две локации, во Твенте каналите биле несоодветно зачувани)
6. Податоците се поделени во сегменти од по 60 секунди со 3 секунди основна линија пред нив
7. Податоците се подредени според редниот број прикажан во Табела 4

Обработените податоци (вкупно 32 фајла) доаѓаат во формат (40 x 40 x 8064), т.е. (видео/обид x канал x податоци). Како одделни фајлови доаѓаат ознаките (лабели) и истите се во формат (40 x 4), т.е. (видео/обид x валентност/возбуденост/доминација/допаѓање).

Од 40-те канали, во оваа дипломска работа земени се во обсир само првите 32, бидејќи единствено тие се ЕЕГ канали. Тие се прикажани на Слика 13.



Слика 13: 32 ЕЕГ електроди искористени при снимањето на DEAP

Табела 5: Краток опис на DEAP податочното множество

Карактеристики	Вредности
Број на испитаници	32
Број на обиди (видео)	40
Број на канали	32
Број на ознаки <sup>22</sup>	2 – валентност и возбуденост
Фреквенција на семплирање	128 Hz

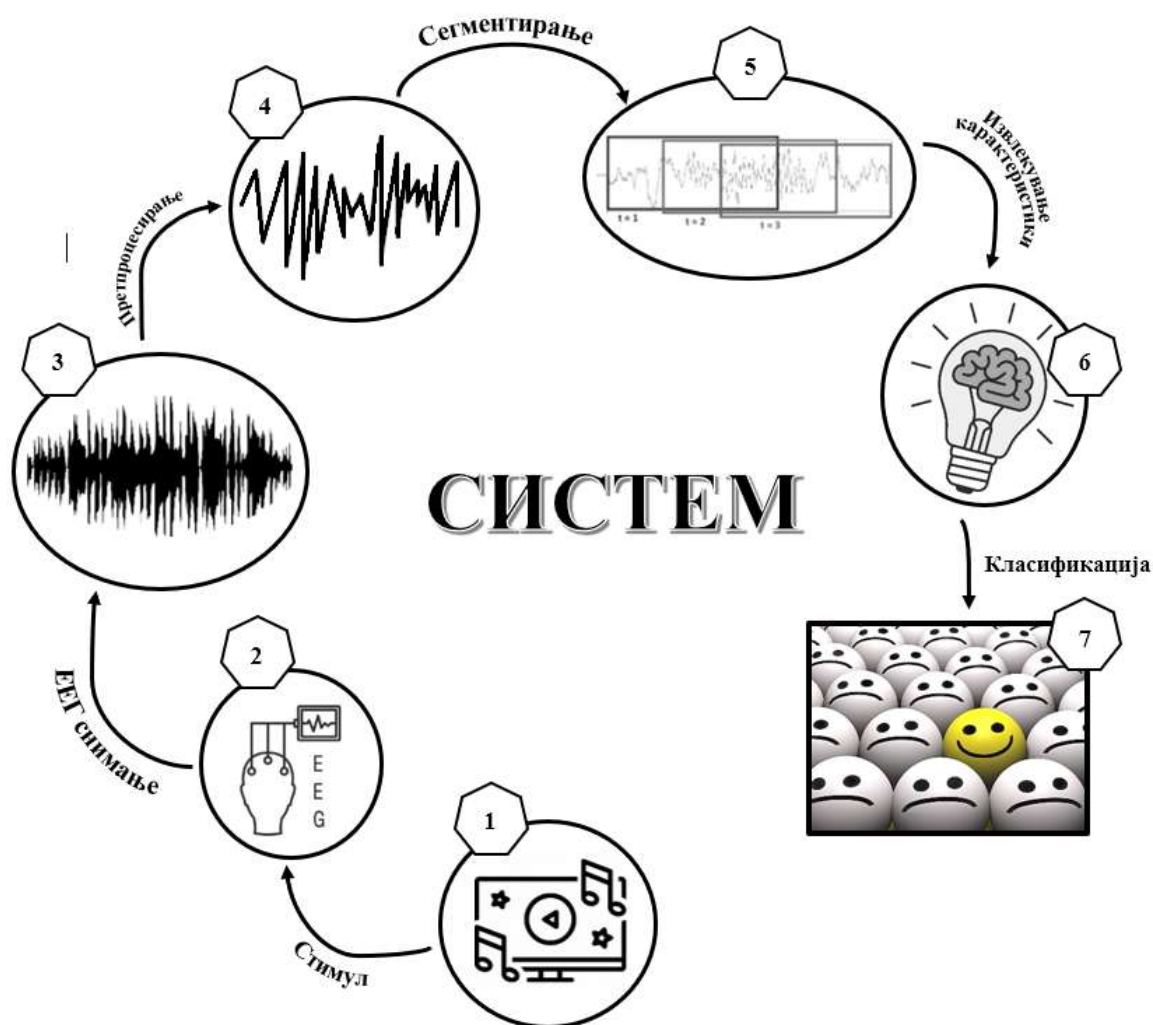
<sup>22</sup> labels

## 10 Дизајн и реализација на систем за препознавање на емоции од ЕЕГ

Во рамките на овој дипломски труд беше дизајниран и реализиран систем за препознавање на емоции од ЕЕГ (Слика 14). Притоа чекорите 1, 2 и 3 (стимул, ЕЕГ снимање и претпроцесирање) не се опфатени во неа, бидејќи е употребено веќе обработеното податочно множество, од страна на [30].

Множеството со податоци вклучува записи за 32 испитаници. Притоа за секој испитаник снимени се ЕЕГ сигналите на 32 канали (според распоредот од Женева), додека истиот гледа музички видеа со должина 60 секунди. Бидејќи фреквенцијата на семплирање е 128 Hz, ова соодветствува на големина на податоци од 8064 за секој обид (ако го земеме предвид и снимањето на основната линија од 3 секунди). Бидејќи првите 3 секунди не се дел од музичкото видео, истите не беа земени во обзир. Како резултат се добиваат 32 фајла со облик (40, 32, 7680).

Пред да бидат извлечени карактеристики, секој од овие фајлови беше сегментиран со помош на лизгачки прозорци. Со ова се овозможува зголемување на податочното множество, а исто така и можност да се земат предвид локални промени во сигналот кои можеби не би биле забележливи на ниво на целиот сигнал од 60 секунди.



Слика 14: Предложениот систем за препознавање емоции

Должината на прозорецот зависи од типот на емоција и од типот на психолошки сигнал. [24] Премногу долг прозорец значи преоптоварување со информации, што предизвикува важните карактеристики да се измешаат со други информации. Слично, информацијата во врска со емоцијата може неадекватно да се извлече ако прозорецот е премногу краток. [13]

Хенри и др. во нивниот труд [13] истражуваат како должината на различен прозорец влијае врз точноста. Нивниот заклучок е дека соодветна должина на прозорец за класификација на возбуденост е помеѓу 3 и 10 секунди, а за валентност помеѓу 3 и 12 секунди.

После неколку обиди, беше одбрана големина на прозорец од 4 секунди и 50% преклопување (2 секунди). Ова резултираше со 29 преклопувачки прозорци. За секој прозорец беа пресметани карактеристики на кои потоа моделот тренираше.



## 11 Извлекување на карактеристики

ЕЕГ сигналите содржат огромен број на информации во нив. Бројот на информации се зголемува со покачувањето на бројот на електроди и фреквенцијата на семплирање. Како резултат се отежнува нивната компјутерска обработка.

Токму затоа, извлекување на карактеристики<sup>23</sup> е задолжителен процес при анализата на ЕЕГ сигнали. Со помош на ова се намалува вкупната количина на податоци за обработка. Резултат на целиот процес е генерирање на т.н. вектор со карактеристики<sup>24</sup>.

Меѓу најчестите карактеристики, препорачани од заедницата на биоинженери се: статистички моменти (средна вредност, варијанса, наклонетост, задебелување итн.); спектар на густина на моќност (во рамките на индивидуалните ЕЕГ опсези); логаритамска моќност во секој ЕЕГ опсег; Хјортови параметри (активност, мобилност, комплексност); Петросиан фрактална димензија (сложеност на основните шаблони скриени во сигналот); Вејвлет трансформација (декомпозиција на ЕЕГ сигналот) и др.

Истражувачите оделе дури и до повеќе од 1000 различни карактеристики во векторот со карактеристики, кој потоа се праќа на модулот за селекција на карактеристики. Позади ова има две причини: 1) процесирачката моќ го овозможува и 2) сè уште нема генерален договор за тоа кои карактеристики се најважни за препознавање емоции. [5]

Калвани и др. [21] земале во обзир седум карактеристики од временскиот домен, вклучувајќи амплитуда (максимална, минимална и врв до врв), средна вредност, медијана, стандардна девијација, варијанса, наклонетост и задебелување. Само со употреба на временскиот домен, постигнале точност на класификација од околу 50%. Повеќе истражувачи тврдат дека многу повеќе информации се кријат во доменот на фреквенции. Многу проекти [18] користат Фуриеова анализа за да генерираат карактеристики. Понапредниот метод, Вејвлет трансформација, може да ги лоцира сите промени во ЕЕГ сигналот. Росо и др. [26] тврдат дека Вејвлет енергијата може да детектира варијации во нестационарен сигнал. Дополнително Вејвлет Трансформацијата го намалува времето на процесирање и може да се искористи за елиминирање на шумот. Точноста со користење на карактеристики од доменот на фреквенции е барем 10% до 20% повисок отколку од временскиот домен.

Табела 6: Осврт на сите испробани карактеристики од сите три домени

	Карактеристики	
	Име (тип)	Број
Временски домен	Статистички	320 (10 x 32 канали)
	Нелинеарни	64 (2 x 32 канали)
Фреквенциски домен	Приближна моќност; Релативна приближна моќност	192 (2 x 3 опсези x 32 канали)
	Асиметрија меѓу електроди	112 (2 x 4 опсези x 14 парови електроди)
Временско - фреквенциски домен	Енергија и Ентропија	256 (2 x 4 опсези x 32 електроди)
<b>ВКУПНО:</b>		<b>944</b>

<sup>23</sup> feature extraction

<sup>24</sup> feature vector



Во оваа дипломска работа е направена споредба помеѓу резултатите добиени со користење на различни карактеристики (Табела 6), вклучувајќи ги сите три домени: временски, фреквенциски (со помош на Фуријеова анализа) и временско-фреквенциски (Вејвлет).

## 11.1 Карактеристики во временски домен

Временскиот домен се користи за анализа на математички функции, физички сигнали или временски секвенци од податоци, во однос на времето. Во временскиот домен, вредноста на сигналот или функцијата е позната за сите реални броеви во случај на континуирано време или за различни одделни моменти во случај на дискретно време.

Во временски домен беа разгледани голем број на карактеристики, вклучувајќи: статистички и нелинеарни. Истите се објаснети во продолжение.

### 11.1.1 Статистички карактеристики

Во временски домен беше разгледано и тестирано влијанието на повеќе статистички карактеристики:

1. Средна вредност (прв момент):

$$\mu_x \equiv E[X] = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N X_n . \quad (1)$$

2. Варијанса (втор момент) - мерка за хомогеноста (отстапување од средната вредност):

$$\sigma_x^2 \equiv E[(X - \mu)^2] = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (X_n - \mu)^2 . \quad (2)$$

3. Наклонетост (трет момент) – нумерички показател кој покажува до кој степен определен распоред е симетричен во однос на нормалниот:

$$skewness = E \left[ \left( \frac{X - \mu}{\sigma} \right)^3 \right] . \quad (3)$$

4. Задебелување (четврт момент):

$$kurtosis = E \left[ \left( \frac{X - \mu}{\sigma} \right)^4 \right] . \quad (4)$$

5. Стандардна девијација (отстапување):

$$\sigma_x \equiv \sqrt{E[(X - \mu)^2]} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (X_n - \mu)^2} . \quad (5)$$

6. Средна вредност на апсолутните вредности на првите разлики:

$$\delta_x = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N-1} |X_{n+1} - X_n| . \quad (6)$$

7. Нормализирана средна вредност на апсолутните вредности на првите разлики:

$$\tilde{\delta}_x = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N-1} |\tilde{X}_{n+1} - \tilde{X}_n| = \frac{\delta_x}{\sigma_x}. \quad (7)$$

8. Средна вредност на апсолутните вредности на вторите разлики:

$$\gamma_x = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N-1} |X_{n+2} - X_n|. \quad (8)$$

9. Нормализирана средна вредност на апсолутните вредности на вторите разлики:

$$\tilde{\gamma}_x = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N-1} |\tilde{X}_{n+2} - \tilde{X}_n| = \frac{\gamma_x}{\sigma_x}. \quad (9)$$

10. Корен од средна квадратна вредност:

$$RMS_x = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N X_n^2}. \quad (10)$$

Во принцип, употребата на сите овие 10 карактеристики е излишна, бидејќи помеѓу нив има сличности. Затоа при тестирањето беа анализирани само комбинации од нив. Најголемо внимание беше обрнато на: (1), (3), (4), (5), (6), (7), (8) и (9).

### 11.1.2 Нелинеарни карактеристики значајни за ЕЕГ

Анализата на ЕЕГ сигналите традиционално се прави со линеарни методи кои даваат добри резултати. Сепак, овие методи даваат само апроксимации на основните нелинеарни својства на сигналите. Во последната деценија, сè повеќе се користат нелинеарни методи за подобро опишување на ЕЕГ сигналите. Некои такви методи се: Хурстов експонент, Петросиан фрактална димензија и Хјортови параметри (активност, мобилност и комплексност).

Во оваа дипломска работа беа тестирани Хјортовите параметри:

- Мобилност:

$$mobility = \sqrt{\frac{var\left(\frac{dy(t)}{dt}\right)}{var(y(t))}}. \quad (11)$$

- Комплексност:

$$complexity = \frac{mobility\left(\frac{dy(t)}{dt}\right)}{mobility(y(t))}. \quad (12)$$

каде што  $y(t)$  го претставува сигналот во временски домен.

## 11.2 Карактеристики во фреквенциски домен

Карактеристиките добиени од моќноста во индивидуалните ЕЕГ опсези се покажале како многу корисни при анализа на ЕЕГ сигнали. Моќноста е доста корисна карактеристика за анализа на емоции, бидејќи се покажало дека валентноста на емоциите е поврзана со моќноста. На негативните емоции им одговара поголема моќност, а на позитивните помала. [37]

Со цел прецизно да се изолираат фреквенциските опсези, се користи Фуриеова Трансформација. Најчесто користен алгоритам за ова е Брзата Фуриеова Трансформација<sup>25</sup>, која за секој фреквенциски опсег враќа комплексни броеви, што ги содржат амплитудата и фазата на сигналот за специфичните фреквенции. Кај спектралната анализа, често се зема квадратот од амплитудата на БФТ за да се добие естимација на спектралната густина на моќност, уште наречен периодограм: [342]

$$I(\omega) = \frac{1}{N} |F(\omega)|^2. \quad (13)$$

каде  $F(\omega)$  е дискретната Фуриеовата трансформација на сигналот со  $N$  примероци.

Иако може да се извршат огромен број анализи од спектралната густина на моќност, овде ќе се фокусираме само на една многу едноставна: **приближна моќност на опсегот**. За да ја пресметаме просечната моќност во секој од ЕЕГ опсезите, најпрво треба да направиме естимација на спектралната густина на моќност. Најчесто користен метод за ова е периодограмот на Велч. [34]

Овој метод прави естимација на спектралната густина на моќност преку делење на податоците на преклопувачки сегменти, пресметување на модифициран периодограм за секој сегмент и усреднување на периодограмите. [34]

**Методот на Велч** ја подобрува точноста на класичниот периодограм. Причината е едноставна: ЕЕГ податоците се временски-зависни и спектарот се менува со текот на времето, под влијание на невронската активност што ја мериме на скалпот. За да добиеме идеална естимација на спектарот, класичниот периодограм бара спектарот на сигналот да биде стационарен (временски непроменлив). Бидејќи ова никогаш не е можно, периодограмот содржи премногу варијанса. Со усреднување на периодограмот преку кратки сегменти од секој прозорец, методот на Велч овозможува драстично да ја намалиме варијансата. Негативниот ефект на ова е помала фреквенциска резолуција. [34]

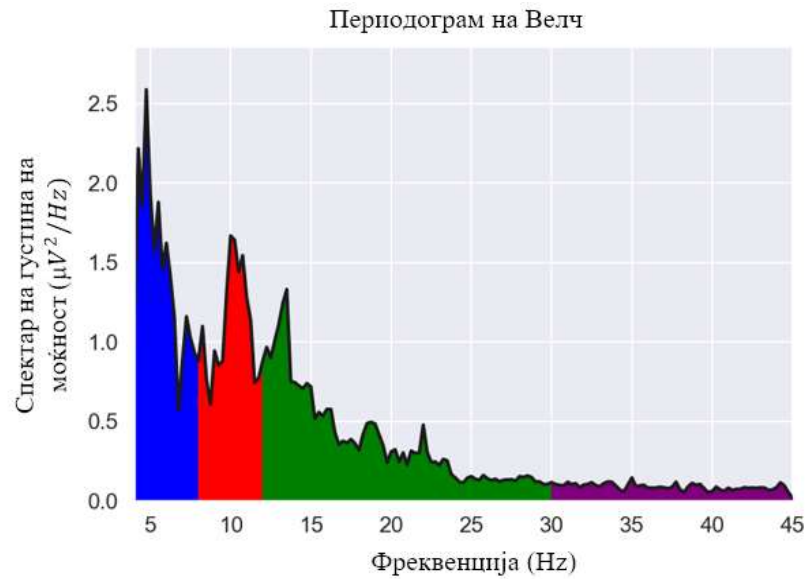
Приближните моќности на индивидуалните ЕЕГ опсези се претставени со површините означени со различни бои на Слика 15. Оваа периодограм е добиен за испитаникот 30 и електрода бр. 31.

Бидејќи сигналите се претходно филтрирани во опсег 4 Hz до 45 Hz, делта опсегот е отстранет. Како што може да се види на Слика 15, моќноста на гама има многу мал придонес во вкупната моќност, па истата не е земена во обсервација.

Значи добиваме 96 карактеристики за векторот со карактеристики (моќности во три опсези за 32 канали). Дополнително разгледана е и релативната моќност, која всушност претставува однос помеѓу моќноста во дадениот ЕЕГ опсег и вкупната моќност за сите опсези. Па така векторот на карактеристики е проширен од 96 на 192.

---

<sup>25</sup> FFT



Слика 15: Периодограм според методот на Велч

### 11.2.1 Зависност помеѓу канали

Важно е да се земе предвид и врската помеѓу различни делови од мозокот. За таа цел се анализира зависноста (корелацијата) помеѓу паровите на електроди поставени симетрично (лева-десна хемисфера). Анализирани се следниве карактеристики:

- **Диференцијална асиметрија:**

$$DA = X_R - X_L. \quad (14)$$

- **Рационална асиметрија:**

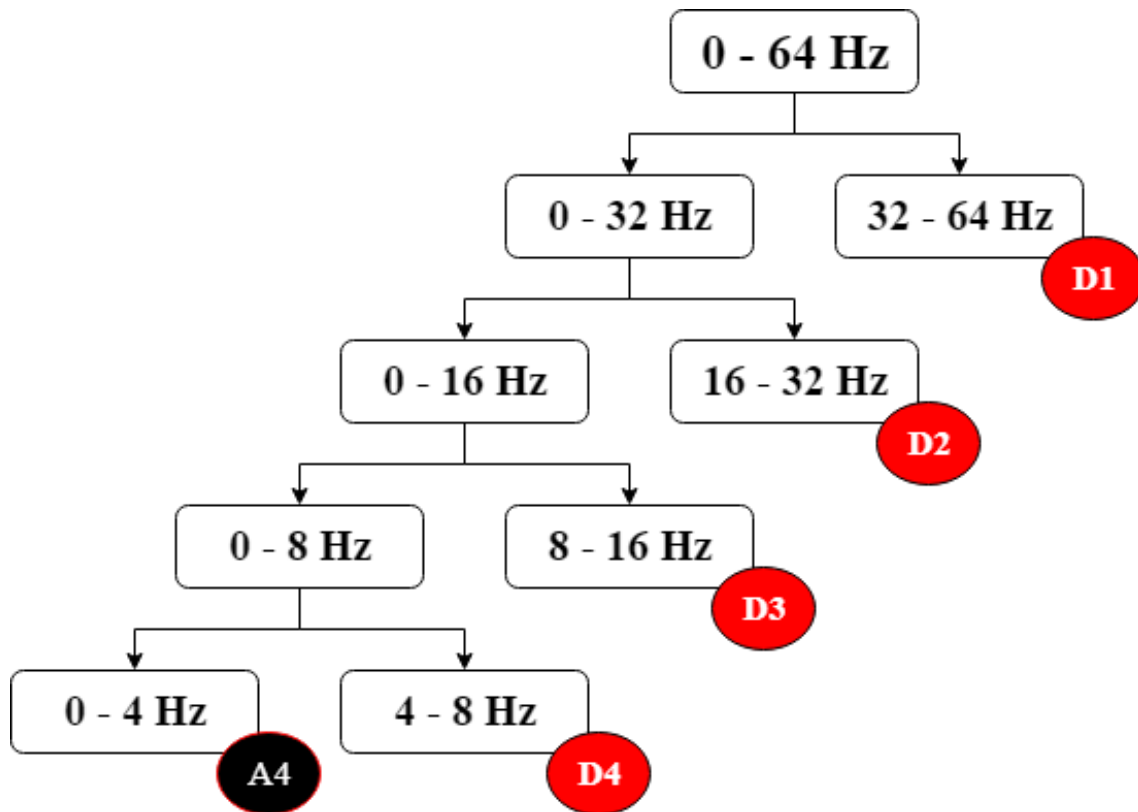
$$RA = \frac{X_R}{X_L}. \quad (15)$$

Со  $X_R$  и  $X_L$  се претставени приближните моќности на електродата  $X$  поставена на десната или левата хемисфера. Ова резултира со 112 карактеристики во крајниот вкупен вектор со карактеристики (2 различни карактеристики за 14 парови на електроди во 4 ЕЕГ опсези).

## 11.3 Карактеристики во временско-фреквенциски домен

Во оваа дипломска работа е искористен Добешот db4, со 4 нивоа на разложување, со цел најприближно одделување на ЕЕГ опсезите. Фреквенцијата на семплирање за податочното множество е 128 Hz, што соодветствува на опсег на фреквенции од -64 Hz

до 64 Hz, според Најквистовата теорема. Го занемаруваме негативниот дел за реални сигнали и ни остануваат фреквенции од 0 до 64 Hz. Нивната декомпозиција е претставена на Слика 16, каде со A4 е обележан апроксимациониот коефициент за ниво 4, а со D1 - D4 деталните коефициенти за ниво 1 до ниво 4. Овие коефициенти одговараат на ЕЕГ опсезите.



Слика 16: Добивање на потребните фреквенциски опсези со помош на Вејвлет Трансформација  
A4, D4, D3, D2, D1 се делта, тета, алфа, бета и гама соодветно

Вејвлет енергијата и ентропијата се важни карактеристики за анализа на емоции од ЕЕГ сигнали, кои даваат одлични резултати [25][26]. Во [25] е добиена точност од речиси 91% само со примена на овие две карактеристики и само две електроди. Повеќе околу Вејвлет трансформацијата е објаснето во следното поглавје 11.

**Ентропијата** е мерка за количеството на корисни информации во самиот сигнал. Таа е мерка за несигурност која го мери нивото на хаос и го покажува степенот на комплексност на сигналот. Поголема ентропија значи поголем хаос. Ентропијата на сигналот во рамките на секој прозорец за даден опсег е определена со:

$$ENT_j = - \sum_{k=1}^N D_j(k) \cdot \log(D_j(k)) . \quad (16)$$

Со сумирање на квадратите од Вејвлет коефициентите за даден прозорец, се добива енергијата:

$$ENG_j = \sum_{k=1}^N |D_j(k)|^2 . \quad (17)$$

каде со  $j$  е означен ЕЕГ опсегот, а  $D$  ги означува вејвлет коефициентите (деталните).

Енергијата и ентропијата за четири ЕЕГ опсези и 32 електроди, резултираат со 256 карактеристики во векторот со карактеристики.

## 12 Класификација

Според моделот на Расел, објаснет во Секција 6.1, емоциите се претставени со 2 димензии: валентност и возбуденост. Вредностите за нив се дадени за секој испитаник и истите имаат вредности од 1 до 9, на непрекината скала од вредности. Вообичаено се прави бинарна класификација, одвоено за двете димензии. Односно, емоциите се делат на позитивни/негативни (според валентноста) и слаби/јаки според возбуденоста. Истото е направено и во овој дипломски труд, при што поделбата во две класи валентност и две класи возбуденост е направена со употреба на **праг од 4.5**. Истиот е одбран како средна вредност помеѓу граничните вредности (1 и 9).

По извлекувањето на карактеристики податочното множество доби облик (1280, карактеристики), каде „карактеристики“ го означува вкупниот вектор со карактеристики, а 1280 е број на испитаници помножено со број на обиди т.е. видео клипови (32 и 40 соодветно).

За бинарната класификација беа испробани повеќе класификатори, кои ќе бидат накратко објаснети во продолжение, вклучувајќи: К-Најблиски соседи, Адабуст, Случајни шуми, Машини со поддржувачки вектори (МПВ), Баесов класификатор и Класификатор со екстремно засилување на градиентот. Конволуциски невронски мрежи не беа применети, бидејќи векторот е еднодимензионален и содржи само статистички информации. Примената на 1Д невронска мрежа нема смисла, освен ако истата е применета на сигнал.

Пред да се изврши изборот на најдобар класификатор, беше направена поделба на податочното множество на тренинг, тест и валидациско множество (Слика 17). Поделбата е направена таква да алгоритмот биде независен од изборот на субјект. Уште на почетокот податоците за последните 4 испитаници беа тргнати на страна и така беше формирано тест множеството. Поделбата на останатите 28 испитаници е направена по групи со користење на KGroupFold од библиотеката scikit-learn, со која 1/7 од податоците влегоа во валидациското множество.



Слика 17: Поделба на податочното множество на тренинг, тест и валидациско множество

На овој начин класификаторот тренира на 75% од вкупното податочно множество (24/32 испитаници), валидација се прави на 12.5% од податоците (4/32 испитаници), а преостанатите 12.5% се тест множество кое само се користи за евалуација на финалната точност на алгоритмот.

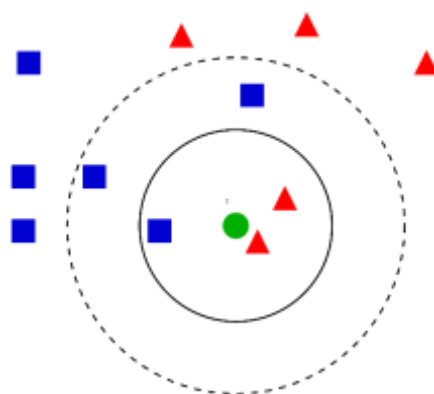
Избор на најдобар класификатор се прави со користење на GridSearchCV од scikit-learn. Оваа функција ги пробува сите можни комбинации за внесените вредности на хиперпараметрите и ја враќа онаа комбинација која дава најголема точност при евалуација на валидациското множество.

## 12.1 К-Најблиски соседи

К-Најблиски соседи е еден од наједноставните алгоритми за надгледувано учење. Тој го складира целото тренинг множество и врши класификација врз база на функција за пресметување растојание. Овој метод се смета за доста наивен, меѓутоа некогаш постигнува многу добри резултати. Особено е ефикасен за линеарно неразделиви податоци (што не може да се разделат со права/рамнина).

За тест вектор  $X_i$  се пресметува растојанието до сите тренинг вектори, при што се наоѓаат најблиските  $K$ . Како мерка за растојание се користи евклидовото растојание. Класата на тест векторот се одредува како мода на класите на најблиските соседи, т.е. оној податок од низата кој се јавува најчесто. [42]

На Слика 18 е претставена класификација со 3 и 5 најблиски соседи. Потесниот круг означува класификација со 3-најблиски соседи, при што примерокот ќе биде класифициран како триаголник. За 5-најблиски соседи примерокот ќе биде класифициран како квадрат.



Слика 18: К-Најблиски соседи

Најголем недостаток на овој алгоритам се мемориските и процесорските побарувања. Алгоритмот во секое време мора да ги чува сите тренинг вектори, поради што за големи тренинг множества е многу бавно. [42]

Единствен параметар кој беше подложен на оптимизација во GridSearchCV за овој алгоритам е бројот на соседи. По правило се одбира непарен број. Ако се земе парен број и половина од примероците се од едната класа, а половина од другата класа, класификаторот може да направи грешка. Вообичаено најдобри резултати се добиваат со: број на соседи =  $\sqrt{\text{број на карактеристики}}$ .

## 12.2 Машини со поддржувачки вектори

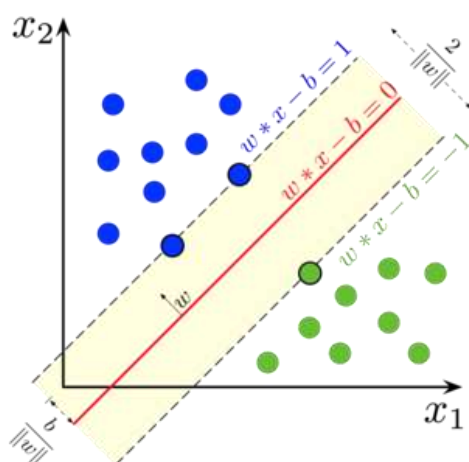
Ова е алгоритам за бинарна класификација (одлука помеѓу две класи), што значи одлично одговара на зададената проблематика. Тој формира права, рамнина или хипер-рамнина во  $n$ -димензионален простор која се користи за класификација. [42]

Формално правата е дадена со:

$$wx - b = 0. \quad (18)$$

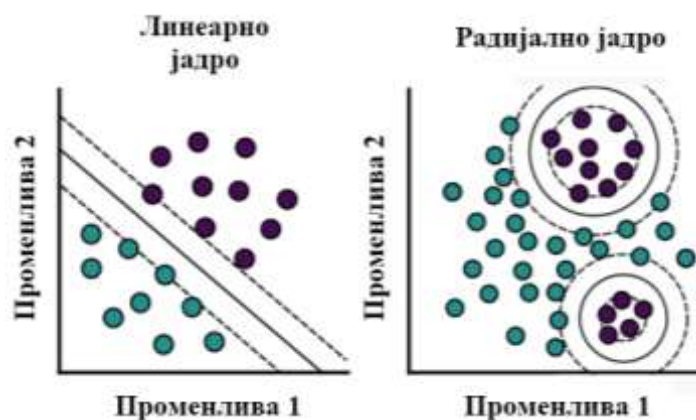
Потребно е да се најдат оптималните вредности на параметрите  $w$  и  $b$ . За таа цел се формираат две паралелни прави, кои се оптимизираат да бидат што е можно подалеку една од друга и притоа да не ги сечат множествата со точки. На крајот се добиваат прави кои ги допираат множествата во нивните крајни точки (поддржувачки вектори).

Откако ќе се најдат параметрите на оптималната права (Слика 19), класификацијата се извршува анализирајќи го влезниот вектор. Доколку се наоѓа „над“ правата, тогаш припаѓа на едната класа, во спротивно припаѓа на другата класа.



Слика 19: Машини со поддржувачки вектори со линеарно јадро

Ова објаснување на Машините со поддржувачки вектори<sup>26</sup> се однесува на линеарен класификатор. Истиот е искористен само за објаснување, бидејќи е наједноставен. Меѓутоа негов недостаток е неможноста да се справи со проблеми на линеарно неразделиви множества.



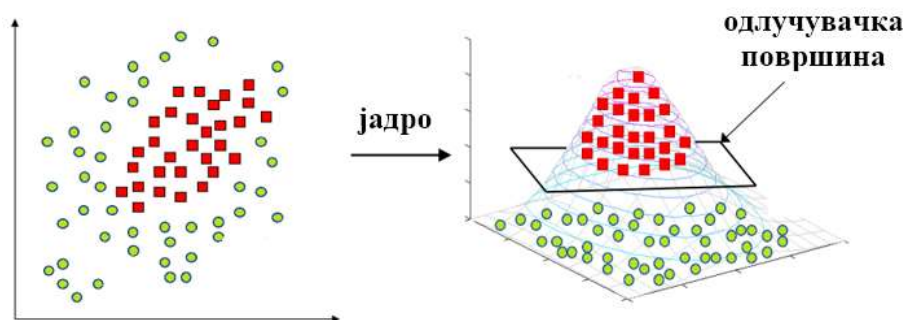
Слика 20: Линеарно и нелинеарно јадро кај МПВ

<sup>26</sup> Support Vector Machines (SVM)



За да се справиме со тоа, во оваа дипломска работа е искористен класификатор со „rbf“ јадро (Гаусово јадро), што во превод значи јадро врз база на радијална функција. Ова јадро, а и сите други нелинеарни јадра се справуваат со проблемот на линеарна неразделивост преку претставување на податоците во повеќе-димензионален простор, во кои истите би биле разделиви. Ова е илустрирано на Слика 21.

Меѓутоа нелинеарните јадра не ги претставуваат вистински податоците во повисока димензија, т.е. не ги пресметуваат координатите на точките во повисоката димензија, туку користат т.н. „трик на јадрото“. Ова се однесува на пресметување на скаларните производи помеѓу точките во замислената повисока димензија.

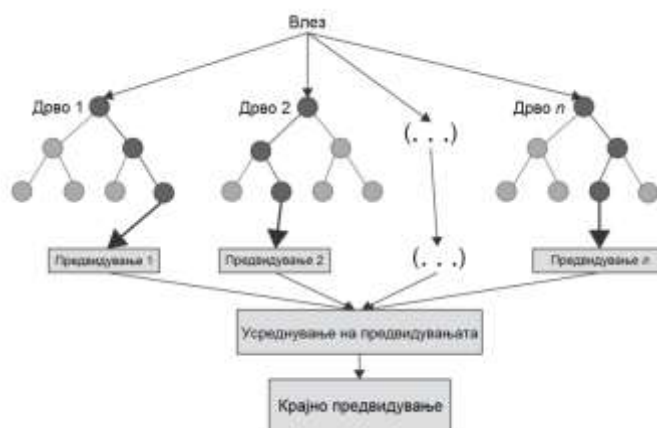


Слика 21: Воведување на нова димензија

Параметри кои беа подложни на оптимизација со GridSearchCV за SVM класификаторот со „rbf“ јадро се: регуларизацискиот параметар  $C$  од кој зависат маргините на хипер-рамнината и коефициентот  $\gamma$  за Гаусовото јадро,

## 12.3 Случајни шуми

Случајна шума претставува група на неповрзани одлучувачки дрва (Слика 22). Одлучувачките дрва се особено склони на учење на памет (анг. overfitting), бидејќи дрва кои се комплексни, т.е. се простираат многу длабоко, имаат тенденција да ги научат и нерегуларните шаблони во податоците. Случајните шуми се еден начин на усреднување на голем број длабоки одлучувачки дрва тренирани на различни делови од податочното множество, со што се намалува корелацијата помеѓу дрвата. [19]



Слика 22: Случајни шуми

Влезот на секое дрво е случајно избрана подгрупа на податоци и на секој лист од дрвото (секоја поделба) случајно се избира подгрупа на карактеристики за растење на дрвото. Случајните шуми во суштина прават ансамбл на голем број послаби класификатори, што генерално прилично го подобрува перформансот на крајниот модел. [19]

## 12.4 Екстремно засилување на градиентот

Екстремно засилување на градиентот<sup>27</sup> е имплементација на градиентно-засилените одлучувачки дрва. Овој класификатор е напишан во C++ и е специјално дизајниран за да ја подобри брзината и перформансите на моделот. Во последните години е апсолутно доминантна техника за машинско учење. За неговиот перформанс говори фактот што го користат многу од учесниците на натпревари на Кегл<sup>28</sup> и во најголем дел од случаевите тоа се и победници на овие натпревари. [1]

Кај овој алгоритам, одлучувачките дрва се креираат во сериска (секвенцијална) форма. Многу важна улога играат тежинските коефициенти. На секоја независна променлива ѝ е доделен тежински коефициент. Тежинските коефициенти го градат моделот, кој потоа прави предвидувања. Тежините на променливите кои биле грешно класифицирани се зголемуваат и се пренесуваат во следниот модел, кој повторно прави предвидувања. Секој од овие модели се нарекува слаб класификатор. Додавањето на нови модели во серијата завршува кога ќе се постигне заситување т.е. нема понатамошни подобрувања. Индивидуалните класификатори на крај прават ансамбл и резултираат со силен и прецизен модел. Овој алгоритам се нарекува засилување на градиентот, бидејќи користи алгоритам на стрмина на градиентот за да ги намали загубите при додавање на нови модели. Сличен алгоритам е АдаБуст, кај кој моделите се додаваат паралелно. [1]



Слика 23: Класификатор со екстремно засилување на градиентот

<sup>27</sup> XGBoost

<sup>28</sup> <https://www.kaggle.com/>

## 13 Резултати

Со користење на KGroupFold беше направена поделба на тренинг и валидациско множество, кои беа искористени во процесот на вкрстена валидација. Целта на ова беше прилагодување на хиперпараметрите на различни класификатори и избор на најдобар од нив.

Како мерка за веродостојноста при вкрстената валидација беа одбрани точноста<sup>29</sup>, која е мерка за точно предвидени примероци, и  $F_1$ , кој се добива како комбинација од прецизноста<sup>30</sup> и покривањето<sup>31</sup>:

$$\text{точност} = \frac{\text{ТП} + \text{ТН}}{\text{ТП} + \text{ТН} + \text{ГП} + \text{ГН}} \quad (19)$$

$$F_1 = \left( \frac{\text{прецизност}^{-1} + \text{покривање}^{-1}}{2} \right)^{-1} = 2 \cdot \frac{\text{прецизност} \cdot \text{покривање}}{\text{прецизност} + \text{покривање}} \quad (20)$$

Прецизноста и повторливоста се пресметуваат со следните формули:

$$\text{прецизност} = \frac{\text{ТП}}{\text{ТП} + \text{ГП}} \quad (21)$$

$$\text{покривање} = \frac{\text{ТП}}{\text{ТП} + \text{ГН}} \quad (22)$$

На Слика 24 е прикажан општиот изглед на матрицата на конфузност. Притоа ТП означува Точно Позитивни, ТН е Точно Негативни, ГП е Грешно Позитивни, а ГН е Грешно Негативни. Позитивни/негативни се однесува на валентноста или возбуденоста:

- Ако примерокот имал висока возбуденост/валентност и бил класифициран во групата високи, тоа е ТП.
- Ако примерокот имал висока возбуденост/валентност, но бил класифициран во групата ниски, тоа е ГН.
- Ако примерокот имал ниска возбуденост/валентност, но бил класифициран во групата високи, тоа е ГП.
- Ако примерокот имал ниска возбуденост/валентност и бил класифициран во групата ниски, тоа е ТН.

		Вистински вредности	
		Позитивни	Негативни
Предвидени вредности	Позитивни	Точно Позитивни	Грешно Позитивни
	Негативни	Грешно Негативни	Точно Негативни

Слика 24: Матрица на конфузност

<sup>29</sup> accuracy

<sup>30</sup> precision

<sup>31</sup> recall

Резултатите од првичната вкрстената валидација изгледаа малку сомнителни. Се добиваа исти вредности за точноста и  $F_1$  за сите испробани класификатори. Следен чекор за проверка на веродостојноста на резултатите беше проверка на резултатите според матрицата на конфузност. Веднаш се забележа дека класификаторите недоволно добро ги разделуваа класите (позитивна и негативна), т.е. секогаш предвидуваа една иста класа. Добиената (невалидна) точност од 63.25% за валентноста беше резултат на соодносот помеѓу двете класи, т.е. едната класа е застапена со 63.5% во вкупниот број на примероци.

Во првичната вкрстена валидација, кај класификаторот Машини со поддржувачки вектори, вредноста на параметарот  $C$  беше помала или еднаква на 1 (0.001, 0.01, 0.1 и 1). Овој параметар се однесува на грешката која ја дозволуваме при позиционирање на хипер-рамнината. Ако класите се лесно разделиви, тој треба да има мала вредност. Меѓутоа бидејќи видовме дека тоа не е исполнето, беа испробани поголеми вредности: 100, 1000, 5000, 10000 итн. Ова резултираше со валиден изглед на матрицата на конфузност. Класификаторот почна да ја препознава и другата класа.

Дополнително со зголемувањето на бројот на дрва имаше подобрувања и кај класификаторите Адабуст, Случајни шуми и Екстремно засилување на градиентот. Меѓутоа за број на дрва  $> 1000$ , времето потребно за класификација беше огромно, а точноста во споредба со класификаторот МПВ помала. Дополнително за огромен број на дрва многу често класификаторите почнуваа да учат на памет. Затоа **како најдобар класификатор беше одбран SVM**.

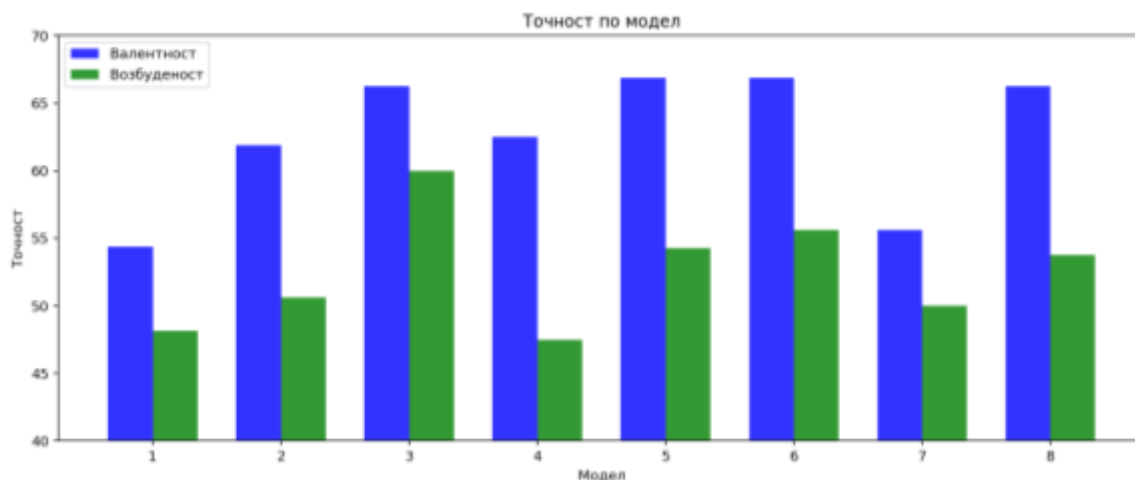
Следен чекор беше вкрстена валидација за различни модели со класификаторот Машини со поддржувачки вектори, при што се менуваше само параметарот  $C$ . Постојано беше набљудувана и матрицата на конфузност. Тука зборот модел се однесува на различни извлечени карактеристики. За привремена должина на прозорец е одбрана 4 секунди со 2 секунди преклопување, бидејќи истата резултира со релативно мал број на прозорци за еден обид (29 прозорци). Од каналите одбрани се 10, кои се најважни за препознавање на емоции:  $F_{p1}$ ,  $F_{p2}$ ,  $F_3$ ,  $F_4$ ,  $F_7$ ,  $F_8$ ,  $F_{c1}$ ,  $F_{c2}$ ,  $F_{c5}$  и  $F_{c6}$ , со цел намалување на времето за процесирање. Испробани беа повеќе од 30 модели, а во продолжение се дадени некои од нив:

- **МОДЕЛ 1:**

- Потребно време за извлекување карактеристики: **14.23 мин.** за 32 испитаници (26.7 сек. по испитаник)
- Карактеристики (10 различни карактеристики за 10 канали и 29 прозорци = **2900**):
  - Временски домен: средна вредност, стандардна девијација, средна вредност на апсолутните вредности на првите разлики, нормализирана средна вредност на апсолутните вредности на првите разлики, средна вредност на апсолутните вредности на вторите разлики, нормализирана средна вредност на апсолутните вредности на вторите разлики, наклонетост, задебелување, мобилност и комплексност
- Точност:
  - Валентност: **54.375%** (за  $C = 1000$ )
  - Возбуденост: **48.125%** (за  $C = 1000$ )

- **МОДЕЛ 2:**
  - Потребно време за извлекување карактеристики: **8.24 мин.** за 32 испитаници (15.5 сек. по испитаник)
  - Карактеристики (6 различни карактеристики за 10 канали и 29 прозорци = **1740**):
    - Фреквенциски домен: приближна моќност и релативна (во однос на вкупната моќност) моќност за тета, алфа и бета (6 карактеристики)
  - Точност:
    - Валентност: **61.875%** (за C = 100000)
    - Возбуденост: **50.625%** (за C = 1000000)
- **МОДЕЛ 3:**
  - Потребно време за извлекување карактеристики: **0.8 мин.** за 32 испитаници (1.5 сек. по испитаник)
  - Карактеристики (8 различни карактеристики за 10 канали и 29 прозорци = 2320):
    - Временско-фреквенциски домен: енергија и ентропија за тета, алфа, бета и гама
  - Точност:
    - Валентност: **66.25%** (за C = 100000)
    - Возбуденост: **60.0%** (за C = 2000)
- **МОДЕЛ 4:**
  - Потребно време за извлекување карактеристики: **0.4 мин.** за 32 испитаници (0.76 сек. по испитаник)
  - Карактеристики (8 различни карактеристики за 5 парови канали и 29 прозорци = **1160**):
    - Фреквенциски домен: диференцијална и рационална асиметрија за тета, алфа, бета и гама (8 карактеристики)
  - Точност:
    - Валентност: **62.5%** (за C = 1000)
    - Возбуденост: **47.5%** (за C = 5000)
- **МОДЕЛ 5:**
  - Потребно време за извлекување карактеристики: **24.2 мин.** за 32 испитаници (45.3 сек. по испитаник)
  - Карактеристики (24 различни карактеристики за 10 канали, 8 за 5 парови канали и 29 прозорци = **8120**):
    - Временски домен: средна вредност, стандардна девијација, средна вредност на апсолутните вредности на првите разлики, нормализирана средна вредност на апсолутните вредности на првите разлики, средна вредност на апсолутните вредности на вторите разлики, нормализирана средна вредност на апсолутните вредности на вторите разлики, наклонетост, задебелување, мобилност и комплексност
    - Фреквенциски домен: приближна моќност, релативна (во однос на вкупната моќност) моќност, диференцијална и рационална асиметрија за тета, алфа и бета

- Временско-фреквенциски домен: енергија и ентропија за тета, алфа, бета и гама
  - Точност:
    - Валентност: **66.875%** (за  $C = 100000$ )
    - Возбуденост: **54.375%** (за  $C = 1000000$ )
- **МОДЕЛ 6:**
  - Потребно време за извлекување карактеристики: **15.5 мин.** за 32 испитаници (26 сек. по испитаник)
  - Карактеристики (18 различни карактеристики за 10 канали и 29 прозорци = **5220**):
    - Временски домен: средна вредност, стандардна девијација, средна вредност на апсолутните вредности на првите разлики, нормализирана средна вредност на апсолутните вредности на првите разлики, средна вредност на апсолутните вредности на вторите разлики, нормализирана средна вредност на апсолутните вредности на вторите разлики, наклонетост, задебелување, мобилност и комплексност
    - Временско-фреквенциски домен: енергија и ентропија за тета, алфа, бета и гама
  - Точност:
    - Валентност: **66.875%** (за  $C = 100000$ )
    - Возбуденост: **55.625%** (за  $C = 1000000$ )
- **МОДЕЛ 7:**
  - Потребно време за извлекување карактеристики: **8.6 мин.** за 32 испитаници (16 сек. по испитаник)
  - Карактеристики (8 различни карактеристики за 10 канали, 8 за 5 парови канали и 29 прозорци = **3480**):
    - Фреквенциски домен: приближна моќност, релативна (во однос на вкупната моќност) моќност, диференцијална и рационална асиметрија за тета, алфа и бета
  - Точност:
    - Валентност: **55.625%** (за  $C = 1000$ )
    - Возбуденост: **50.0%** (за  $C = 3000$ )
- **МОДЕЛ 8:**
  - Потребно време за извлекување карактеристики: **9.13 мин.** за 32 испитаници (17.1 сек. по испитаник)
  - Карактеристики (14 различни карактеристики за 10 канали и 29 прозорци = **4060**):
    - Фреквенциски домен: приближна моќност и релативна (во однос на вкупната моќност) моќност за тета, алфа и
    - Временско-фреквенциски домен: енергија и ентропија за тета, алфа, бета и гама (8 карактеристики)
  - Точност:
    - Валентност: **66.25%** (за  $C = 100000$ )
    - Возбуденост: **53.75%** (за  $C = 1000000$ )



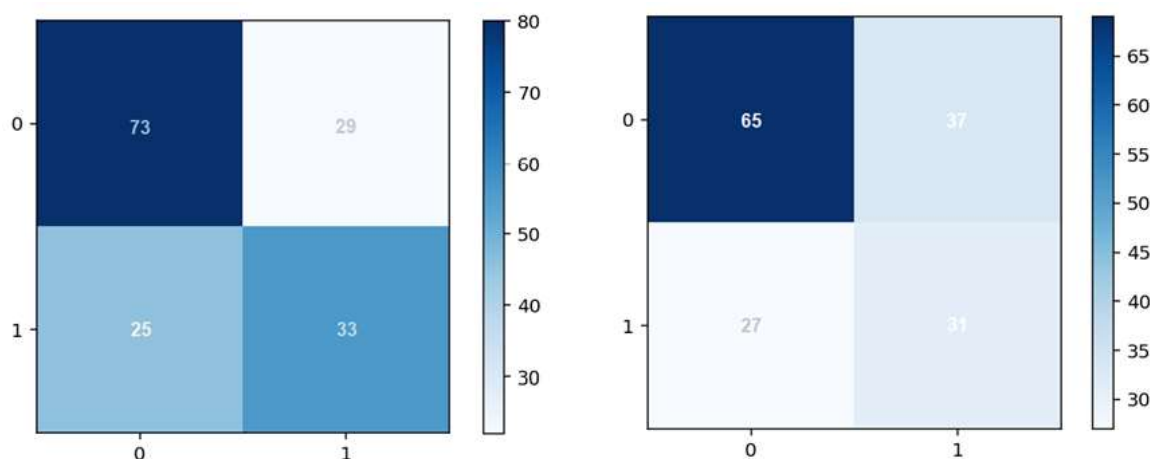
Слика 25: Споредба на точноста помеѓу 8-те модели

Како што може да се забележи најголема точност за валентноста дадоа Моделите 5 и 6 (66.875%), а за возбуденоста Моделот 4. Меѓутоа ако го земеме предвид и потребното време за извлекување на карактеристики, **апсолутен „победник“ е Моделот 3.**

Добиените вредности за прецизноста, повторливоста,  $F_1$  и точноста за Моделот 3 се дадени во Табела 7, а бројот на ТП, ГП, ГН и ТН се дадени во матрицата на конфузност (Слика 26).

Табела 7: Резултат од класификација на тест множеството

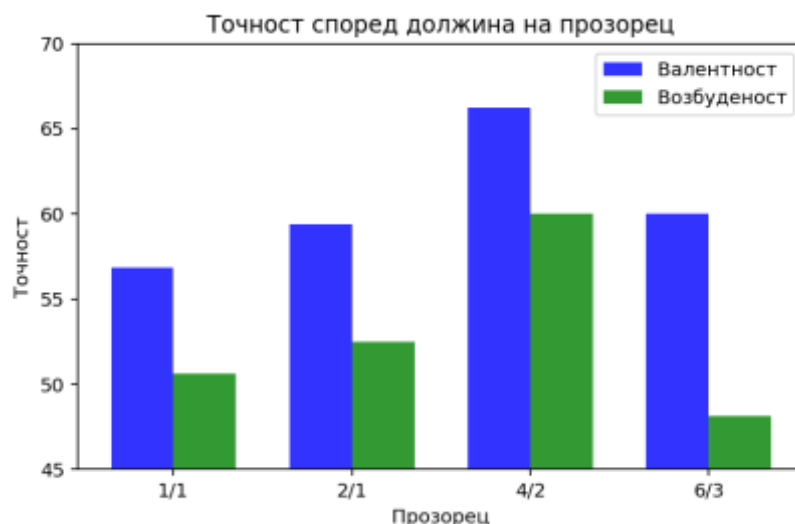
	Валентност	Возбуденост
Прецизност (%)	71.57	63.73
Покривање (%)	74.49	70.65
$F_1$ (%)	73.0	67.01
Точност (%)	66.25	60.0



Слика 26: Матрици на конфузност за Моделот 3

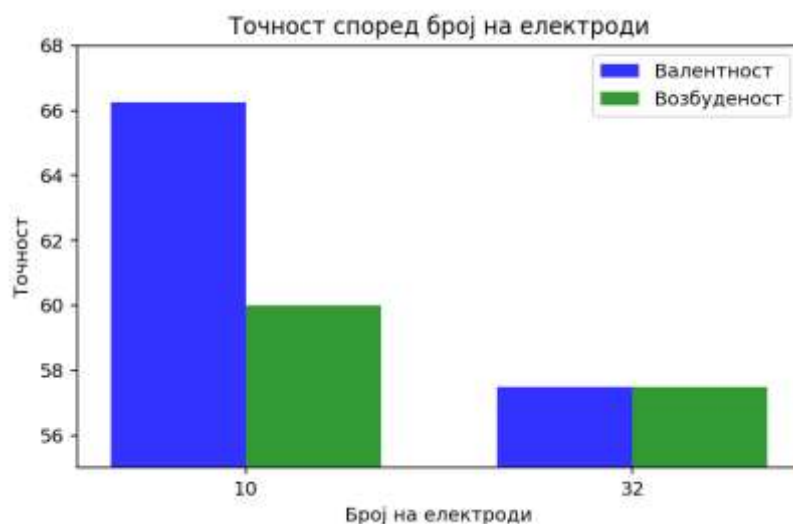
(валентност - лево, возбуденост - десно)

Во продолжение е направена споредба на точноста за Моделот 3 со промена на должината на прозорецот и бројот на канали. На Слика 27 е направена споредба на добиената точност со промена на должината на прозорецот: 1 сек. без преклопување, 2 сек. со 1 сек. преклопување, 4 сек. со 2 сек. преклопување и 6 сек. со 3 сек. преклопување. Како што може да се види најмала точност даде моделот за прозорец со должина една секунда, а најголема за 4 секунди со 2 секунди преклопување.



Слика 27: Влијание на должината на прозорецот врз точноста на Модел 3

На Слика 28 е направена споредба на точноста на моделот при употреба на сите електроди (32) и само 10 електроди поставени над фронтален и префронтален лобус. Како што може да се види, повеќе електроди вратија помала точност, што е последица на преоптовареноста со информации.



Слика 28: Влијание на бројот на електроди врз точноста на Модел 3

За сите 32 електроди точноста на моделот опаѓа.

Следниот чекор беше споредба на точноста помеѓу индивидуалните ЕЕГ опсези: тета, алфа, бета и гама. Делта не е земена во обзир, бидејќи податоците се филтрирани во опсег 4 Hz – 45 Hz. Ова е прикажано во Табела 8.



**Табела 8: Влијание на ЕЕГ опсезите врз точноста на Модел 3**

ЕЕГ опсег	Точност (%)	
	Валентност	Возбуденост
Тета	55.0	49.375
Алфа	58.75	51.25
Бета	58.125	51.25
Гама	59.375	53.125
Сите 4	66.26	60.0

Значи најдобра точност при класификација на емоции добивме за сите 4 опсези заедно, а од индивидуалните најдобра точност дадоа гама брановите. Како што може да се види на Слика 28, подобра точност може да се добие со примена на помалку електроди, што е од особена важност за примена на алгоритмот во реални апликации.

**За подобрување на резултатите од класификацијата, неопходна е примена на алгоритам за селекција на карактеристики. Меѓутоа тоа не беше направено во оваа дипломска работа.**

## 14 Заклучок

Емоциите се психо-физиолошки процеси предизвикани од свесната или несвесната перцепција на индивидуата за објект или ситуација и многу често се поврзани со расположението, темпераментот, карактерот и мотивацијата. Тие се многу важен фактор во секојдневната човекова комуникација и едно од нештата што нè разликува од компјутерите. Со цел подобрување на комуникацијата помеѓу луѓето и компјутерите неопходно е да ги научиме да ги идентификуваат човековите емоции.

Во изминатите години за детектирање на емоции најчесто се користеле модалитети како изрази на лицето, став на телото, гестикации и сл. Меѓутоа истите не даваат загарантирана точност, бидејќи луѓето, свесно или несвесно може да ги одглумат (и прикријат) емоциите. Затоа сè повеќе вниманието е насочено на помодерни и подоверливи модалитети, кои ги користат физиолошките сигнали. Меѓу нив најистакнати за препознавање на емоции се ЕЕГ сигналите, кои ја мерат мозочната активност на површината на скалпот од мозокот.

Поради огромната важност и примена на областа препознавање емоции, таа беше одбрана за тема на оваа дипломска работа, а како модалитет се одбрани токму ЕЕГ сигналите. За класифицирање на емоциите енкодирани некаде во ЕЕГ сигналите е дизајниран метод врз база на машинско учење.

Овој метод ги класифицира емоциите според Циркумфлекс моделот на Расел, т.е. според нивната валентност и возбуденост. Методот е евалуиран на едно од најпознатите јавно достапни податочни множества кое се користи за предвидување на емоции од ЕЕГ сигнали - DEAP. Ова множество ги вклучува ЕЕГ мерењата на 32 испитаници. Како стимул за побудување на емоциите користат 40 внимателно одбрани музички клипови.

Најпрво од обработените податоци за сите 32 испитаници беа извлечени карактеристики. Бидејќи сè уште не постои согласување помеѓу научната заедница за тоа кои карактеристики најмногу придонесуваат за подобрување на точноста, вниманието беше насочено на некои од најупотребуваните и тоа во три различни домени: временски, фреквенциски и временско-фреквенциски. Најважните од нив го формираа финалниот вектор на карактеристики.

За класификација беа испробани повеќе класификатори. Откако податочното множество беше поделено на тренинг-тест-валидација, беше извршен процес на вкрстена валидација, со цел избор на најдобар класификатор и оптимизација на хиперпараметрите. Ова резултираше со Машини со поддржувачки вектори, како најдобар класификатор. При предвидување на емоциите од тест множеството, тој даде точност од 66.875% за валентноста и 60% за возбуденоста.

Значи, за невидени податоци, т.е. за емоциите на испитаници кои не биле вклучени во процесот на тренирање, класификаторот SVM доста успешно ги класифицира емоциите според валентноста и возбуденоста.

Како што може да се види, ова не е оптимална точност и постојат алгоритми кои даваат подобра точност. За подобрување на истата неопходно е да се примени напреден алгоритам за одбирање на карактеристики и испробување на нови, пософистицирани карактеристики.

Како и да е, ова е нова област на истражување и истата ќе подлежи на многу подобрувања и во блиска иднина ќе биде применета во многу апликации од нашето опкружување.

## Референци

- [1] Aggarwal, P. (н.д.). *ML / XGBoost (eXtreme Gradient Boosting)*. Повратено од [geeksforgeeks: https://www.geeksforgeeks.org/ml-xgboost-extreme-gradient-boosting/](https://www.geeksforgeeks.org/ml-xgboost-extreme-gradient-boosting/)
- [2] Barjinder Kaura, Dinesh Singha, Partha Pratim Roy. (2018). EEG Based Emotion Classification Mechanism in BCI. *Procedia Computer Science*, 752-758.
- [3] Başar, E. (1998). *Brain Function and Oscillations*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- [4] Bharti W. Gawali, Shashibala Rao, Priyanka Abhang, Pramod Rokade, S.C. Mehrotra. (2010). Classification of EEG signals for different emotional states. *Int. J. Integr. Eng.*
- [5] Branislav Gerazov, Gorgi Peev, Martin Hristov, Zoran Ivanovski. (2015). Towards speech emotion recognition in Macedonian. *ETAI*. Ohrid, Macedonia.
- [6] Chai Tong Yuen, Woo San San, Mohamed Rizon, Tan Ching Seong. (2010). Classification of Human Emotions from EEG Signals using Statistical Features and Neural Network. *Int. J. Integr. Eng.*
- [7] Daimi Syed Naser, Goutam Saha. (2014, Oct). Classification of emotions induced by music videos and correlation with participants' rating. *Expert Systems with Applications*, стр. 6057–6065.
- [8] Dan Wang, Yi Shang. (2013, Aug 25). Modeling Physiological Data with Deep Belief Networks. *Int J Inf Educ Technol*, стр. 505–511.
- [9] *EECS*. (н.д.). Повратено од [DEAPdataset: https://www.eecs.qmul.ac.uk/mmv/datasets/deap/readme.html](https://www.eecs.qmul.ac.uk/mmv/datasets/deap/readme.html)
- [10] *equilibriumvera*. (н.д.). Повратено од ВИРТУЕЛНА РЕАЛНОСТ ТЕРАПИЈА: <https://equilibriumvera.com/service/%D0%B2%D0%B8%D1%80%D1%82%D1%83%D0%B5%D0%BB%D0%BD%D0%B0-%D1%80%D0%B5%D0%B0%D0%BB%D0%BD%D0%BE%D1%81%D1%82-%D1%82%D0%B5%D1%80%D0%B0%D0%BF%D0%B8%D1%98%D0%B0/>
- [11] Hao Chao, Huilai Zhi, Liang Dong, Yongli Liu. (2018, Dec 13 ). Recognition of Emotions Using Multichannel EEG Data and DBN-GC-Based Ensemble Deep Learning Framework. *Computational Intelligence and Neuroscience* , стр. 1-11.
- [12] Hao Chao, Liang Dong, Yongli Liu, Baoyun Lu. (2019, May 13). Emotion Recognition from Multiband EEG Signals Using CapsNet. *Sensors*.
- [13] Henry Candra, Mitchell Yuwono, Rifai Chai, Ardi Handojoseno, Irraivan Elamvazuthi, Hung T. Nguyen, Steven Su. (2015). Investigation of Window Size in Classification of EEG-Emotion Signal with Wavelet Entropy and Support Vector Machine. Milano: The 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society.
- [14] Hyun Joong Yoon, Seong Youb Chung. (2011). EEG spectral analysis in valence and arousal dimensions of emotion. *International Conference on Control, Automation and Systems*.
- [15] Hyun Joong Yoon, Seong Youb Chung. (2013, Dec). EEG-based emotion estimation using Bayesian weighted-log-posterior function and perceptron convergence algorithm. *Computers in Biology and Medicine Volume 43, Issue 12*, стр. 2230-2237.

- [16] Jingxin Liu, Hongying Meng, Asoke Nandi, Maozhen Li. (2016). Emotion Detection from EEG Recordings. *2016 12th International Conference on Natural Computation and 13th Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (ICNC-FSKD)*. Changsha, China.
- [17] John Atkinson, Daniel Campos. (2016). Improving BCI-based emotion recognition by combining EEG feature selection and kernel classifiers. *Expert Systems With Applications* 47, стр. 35-41.
- [18] Kairui Guo, Henry Candra, Hairong Yu, Huiqi Li, Hung T. Nguyen, Steven W. Su. (2017). *EEG-based emotion classification using innovative features and combined SVM and HMM classifier*. Seogwipo, South Korea: 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC).
- [19] L., B. (2001). Random Forests. *Machine Learning* 45, 5–32.
- [20] M. L. R. Menezes, A. Samara, L. Galway, A. Sant'Anna, A. Verikas, F. Alonso-Fernandez, H. Wang, R. Bond. (2017). Towards emotion recognition for virtual environments: an evaluation of eeg features on benchmark dataset. *Personal and Ubiquitous Computing*, стр. 1003–1013.
- [21] M.Kalaivani, V.Kalaivani, V.Anusuya Devi. (2014). Analysis of EEG Signal for the Detection of Brain Abnormalities. *IJCA*.
- [22] *Mental Health Daily*. (2015). Повратено од 5 Types Of Brain Waves Frequencies: Gamma, Beta, Alpha, Theta, Delta: <https://mentalhealthdaily.com/2014/04/15/5-types-of-brain-waves-frequencies-gamma-beta-alpha-theta-delta/>
- [23] Ning Zhuang, Ying Zeng, Li Tong, Chi Zhang , Hanming Zhang, Bin Yan. (2017, Aug 16). Emotion Recognition from EEG Signals Using Multidimensional Information in EMD Domain. *BioMed research international* .
- [24] Noppadon Jatupaiboon, Setha Pan-ngum, Pasin Israsena. (2013). Real-Time EEG-Based Happiness Detection System. *The Scientific World Journal*.
- [25] Omid Bazgir, Zeynab Mohammadi, Seyed Amir Hassan Habibi. (2018). *Emotion Recognition with Machine Learning Using EEG Signals*. Qom, Iran: IEEE.
- [26] Osvaldo A. Rosso, Susana Blanco, Juliana Yordanova, Vasil Kolev, Alejandra Figliola, Martin Schurmann, Erol Basar. (2001). Wavelet entropy: a new tool for analysis of short duration brain electrical signals. *Journal of Neuroscience Methods* 105, 65-75.
- [27] Priyanka A. Abhang, Bharti W. Gawali, Suresh C. Mehrotra. ( 2016). *Introduction to EEG and speech based emotion recognition*. London: Academic Press.
- [28] Russel, J. A. (1980). A Circumflex Model of Affect. *Journal of Personality and Social Psihology*, 1161-1178.
- [29] Salma Alhagry, Aly Aly Fahmy, Reda A. El-Khoribi. (2017). *Emotion Recognition based on EEG using LSTM Recurrent Neural Network*. Cairo: International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA).
- [30] Sander Koelstra, Christian Muhl, Mohammad Soleymani, Jong-Seok Lee, Ashkan Yazdani, Touradj Ebrahimi, Thierry Pun, Anton Nijholt, Ioannis Patras. (2012, Jan-March). DEAP: A Database for Emotion Analysis Using Physiological Signals. *IEEE Transactions on Affective Computing*, vol. 3, no. 1, стр. 18-31.

- [31] Sandra Carvalho, Jorge Leite, Santiago Galdo-Alvarez, Oscar F Goncalves. (2012). The Emotional Movie Database (EMDB): A Self-Report. *Applied Psychophysiology and Biofeedback*.
- [32] *Sinha Clinic*. (н.д.). Повратено од What are Brainwaves?: <https://www.sinhaclinic.com/what-are-brainwaves/>
- [33] Tasminar, A. (2018, Dec 21). *Ahmet Tasminar*. Повратено од A guide for using the Wavelet Transform in Machine Learning: <http://ataspinar.com/2018/12/21/a-guide-for-using-the-wavelet-transform-in-machine-learning/>
- [34] Vallat, R. (2018, May). *Compute the average bandpower of an EEG signal*. Повратено од raphaelvallat: <https://raphaelvallat.com/bandpower.html>
- [35] *Wikipedia*. (2017, Dec). Повратено од 10–20 system (EEG): [https://en.wikipedia.org/wiki/10%E2%80%9320\\_system\\_\(EEG\)](https://en.wikipedia.org/wiki/10%E2%80%9320_system_(EEG))
- [36] Xiang Li, Peng Zhang, Dawei Song, Guangliang Yu, Yuexian Hou, Bin Hu. (2015, Aug 13). EEG Based Emotion Identification Using Unsupervised Deep Feature Learning. *SIGIR2015 Workshop on Neuro-Physiological Methods in IR Research*.
- [37] Xin Hu, Jianwen Yu, Mengdi Song, Chun Yu, Fei Wang, Pei Sun, Daifa Wang, Dan Zhang. (2017). EEG Correlates of Ten Positive Emotions. *Front Hum Neurosci.*, 16-26.
- [38] Yea-Hoon Kwon, Sae-Byuk Shin, Shin-Dug Kim. (2018). Electroencephalography Based Fusion Two-Dimensional (2D)-Convolution Neural Networks (CNN) Model for Emotion Recognition System. *Sensors*.
- [39] Yisi Liu, Olga Sourina, Minh Khoa Nguyen. (2011). Real-Time EEG-Based Emotion Recognition and Its Applications. Bo C. J. Marina L. Gavrilova, *Trans. on Comput. Sci.* (стр. 256-277). Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- [40] Ачковска-Лешковска, Е. (2014). *Интелигенција (Скрипта за интерна употреба) II дел*. Скопје: Филозофски факултет.
- [41] Геразов, Б. (2018). *Биомедицинска електроника*. Скопје: Факултет за електротехника и информациски технологии.
- [42] Зоран Ивановски, Мартин Димитриевски. (2017). *Опишување на слика*. Скопје: ФЕИТ.
- [43] Муртезани, Л. (2009). *Психологија за средните училишта*. Тетово: Чабеј.
- [44] *Промедика*. (н.д.). Повратено од Електроенцефалографија (ЕЕГ): <http://www.promedika.com.mk/Files/Medikal/eeg%20memorandum.pdf>