

Tartu Ülikool

Loodus- ja täppisteaduste valdkond

Tehnoloogiainstituut

Tõnis Tiimus

**Visuaalselt esilekutsutud potentsiaalidel põhinev aju-arvuti liides  
robotika rakendustes**

Magistritöö (30 EAP)  
Arvutitehnika eriala

Juhendajad:

PhD Karl Kruusamäe  
MSc Ilja Kuzovkin

Tartu 2018

# Resümees

## Visuaalselt esilekutsutud potentsiaalidel põhinev aju-arvuti liides robotika rakendustes

Aju-arvuti liides (AAL) loob võimaluse inimeste või seadmetega suhtlemiseks kasutades selleks ainuüksi ajutegevust. AALid on eestkätt mõeldud kasutamiseks meditsiinis, kuna võimaldavad puuetega isikutel seadmeid kontrollida, paremini suhelda või enda eest hoolitseda.

Olemasolevate AAL süsteemide probleemideks on madal infoedastuskiirus ning keerulised seadmed, mille kasutamisega ei pruugi inimene üksi hakkama saada. Käesoleva töö eesmärgiks oli luua liikumispuudega inimeste abistamiseks lihtsasti kasutatav, soodne ja modulaarne EEG-põhine AAL prototüüp.

Valmis visuaalselt esilekutsutud potentsiaalidel (*Steady-State Visually Evoked Potential* ehk SSVEP) põhinev nelja vilkuva stiimuliga AAL, mille abil juhiti robotmanipulaatoreid. AALi loomiseks kasutati OpenBCI EEG signaalihõiveseadet, andmetöötluseks tarkvaraplatformi OpenVibe ning kahte robotmanipulaatorit, mida juhiti kasutades ROS (*Robot Operating System*) tarkvararaamistikku. Signaalitöötles kasutati CSP (*Common Spatial Pattern*) filtrit, signaalide võimsusspektrit ning klassifitseerimiseks LDA (*Linear Discriminant Analysis*) ja SVM (*Support Vector Machine*) algortime.

Töö tulemusena valmis täisfunktsionaalne AAL prototüüp, mida testiti 8 kasutaja peal ning saavutati keskmine infoedastuskiirus 42.5 bit/min ja klassifitseerimistäpsus 91 %. Loodud lahenduse funktsionaalsuse demonstreerimiseks valiti kasutusjuht, kus inimene saab roboti abil ühe eseme tuua enda juurde käsi-jalgu kasutamata.

**CERCS:** T120 Süsteemitehnoloogia, arvutitehnoloogia; T125 Automatiseerimine, robotika, control engineering; P170 Arvutiteadus, arvutusmeetodid, süsteemid, juhtimine (automaatjuhtimisteooria).

**Märksõnad:** Elektroensefalograafia (EEG), aju-arvuti liides (AAL), visuaalselt esilekutsutud potentsiaal, robotika, Robot Operating System (ROS), OpenBCI, OpenVibe.

# Abstract

## A VEP-based BCI for robotics applications

A brain computer interface (BCI) is a communications system that enables users to interact with their surroundings simply by using brain activity. BCIs are mainly used in medicine as they help disabled people use external devices, take better care of themselves or converse with others.

However, existing BCI solutions are often too complicated or cumbersome to use and provide low information transfer rates (ITR). The aim of this work was to develop a easy to use, modular, cost-effective EEG-based BCI that could be helpful for physically impaired users.

The resulting BCI prototype was based on Steady-State Visually Evoked Potentials (SSVEP) where the user could control a robotic arm via 4 flickering stimuli. The system used an OpenBCI EEG headset for signal acquisition, OpenVibe software platform for data analysis and Robot Operating System (ROS) to control two robotic arms. A feature extraction method based on the Common Spatial Pattern (CSP) filter and power spectrum was developed and the results of Linear Discriminant Analysis (LDA) and Support Vector Machine (SVM) classifiers were compared.

The resulting fully functional BCI prototype was tested on 8 individuals which yielded a mean ITR of 42.5 bit/min and classification accuracy 91 %. A useful application for physically disabled people was demonstrated, where a selected item could be brought to the user with a robotic manipulator.

**CERCS:** T120 Systems engineering, computer technology; T125 Automation, robotics, control engineering; P170 Computer science, numerical analysis, systems, control.

**Keywords:** Electroencephalography (EEG), brain-computer interface (BCI), Steady-State Visually Evoked Potential (SSVEP), robotics, Robot Operating System (ROS), OpenBCI, OpenVibe.

# Sisukord

<b>Resümee</b>	<b>2</b>
<b>Abstract</b>	<b>3</b>
<b>Jooniste loetelu</b>	<b>6</b>
<b>Tabelite loetelu</b>	<b>8</b>
<b>Lühendid, konstandid, mõisted</b>	<b>9</b>
<b>1 Sissejuhatus</b>	<b>11</b>
1.1 AALi vajalikkus . . . . .	11
1.2 Probleemi tutvustus . . . . .	12
1.3 Töö eesmärk ja ülevaade . . . . .	13
<b>2 Ülevaade probleemist</b>	<b>14</b>
2.1 Signaalihõive . . . . .	15
2.1.1 EEG . . . . .	16
2.1.2 Muud ajukuvaviisid . . . . .	18
2.2 Juhtsignaalide tüübid . . . . .	19
2.2.1 VEP . . . . .	19
2.2.2 Muud juhtsignaalid . . . . .	21
2.3 AALide liigitamine . . . . .	21
2.4 Eristatavad olekud . . . . .	22
2.5 Signaalitöötlus . . . . .	22
2.5.1 Filtrimine . . . . .	22
2.5.2 Tunnuste eraldamine . . . . .	23
2.6 Klassifitseerimine . . . . .	24
2.6.1 LDA . . . . .	25
2.6.2 SVM . . . . .	26
2.6.3 Muud klassifitseerijad . . . . .	27
2.7 AAL uuringute ülevaade . . . . .	27
2.7.1 Suhtlemine . . . . .	27
2.7.2 Taastusravi ja neuroproteesid . . . . .	28
2.7.3 Elukeskkonna kontrollimine . . . . .	28
2.7.4 Liikumine . . . . .	28
2.7.5 Tartu Ülikoolis tehtud uurimustööd . . . . .	29
2.8 OpenVibe . . . . .	29
2.9 AAL valmistooted ja projektid . . . . .	29
2.9.1 OpenBCI . . . . .	29

2.9.2	Valmistooted . . . . .	30
<b>3</b>	<b>Süsteemi nõuded</b>	<b>31</b>
3.1	Üldnõuded . . . . .	31
3.2	Miimumnõuded AALi jõudlusele . . . . .	31
3.3	Testjuhud . . . . .	32
<b>4</b>	<b>Disain</b>	<b>33</b>
4.1	Süsteemi kommunikatsiooni ülevaade . . . . .	33
4.2	AALi komponentide disain . . . . .	34
4.2.1	Rakendusega seotud otsused . . . . .	35
4.3	Aparatuur . . . . .	35
4.3.1	Elektroonika . . . . .	35
4.3.2	Mehaanika . . . . .	36
4.4	Signaali kvaliteedi kontroll . . . . .	37
4.5	Tarkvara ülevaade . . . . .	37
4.5.1	Signaalitöötlus ja klassifikatsioon . . . . .	38
4.5.2	Kasutajaliidese kirjeldus . . . . .	39
4.5.3	Robotmanipulaator ja ROS . . . . .	40
<b>5</b>	<b>Valideerimine</b>	<b>42</b>
5.1	Teostatavuskontroll . . . . .	42
5.2	Katse . . . . .	44
5.3	Tulemuste hindamine . . . . .	46
5.3.1	Infoedastuskiirus . . . . .	46
5.3.2	Keskmine tuvastusaeg klassifitseerimisel . . . . .	47
5.4	Süsteemi optimeerimine . . . . .	47
5.4.1	Epoohi kestus . . . . .	48
5.4.2	Ribapääsfiltri pääsuala ja tuvastuslävendid . . . . .	49
5.5	AALi tulemused . . . . .	50
5.6	Testjuhtude tulemused . . . . .	50
<b>6</b>	<b>Tulemuste analüüs ja järeldused</b>	<b>53</b>
6.1	Tulemuste analüüs . . . . .	53
6.2	Võrdlus sarnaste töödega . . . . .	54
6.3	Järeldused analüüsides . . . . .	54
6.4	Edasised arendusvõimalused ja peamised õppetunnid . . . . .	55
	<b>Kokkuvõte</b>	<b>57</b>
	<b>Viited</b>	<b>59</b>
	<b>Lisad</b>	<b>67</b>
	<b>Lihtlitsents</b>	<b>68</b>

# Jooniste loetelu

2.1	Ülevaade tüüpilisest AALi arhitektuurist. . . . .	14
2.2	Elektroodide paigutus 10–20 süsteemi alusel, (a) eest vaates, (b) kõrvalt vaates [18]. . . . .	17
2.3	Näited elektroodide kinnitamisest peanahale – (a) ANT Neuro EEG müts [19] (b) FRI elektroodidega peapael [20]. . . . .	17
2.4	Näited EEGst, alfa- ja beeta-rütmidest [23]. . . . .	18
2.5	Näited TVEPist (2 Hz signaal) ja SSVEPdest (6, 12, 20 Hz) vastavalt stiimuli sagedusele [31]. . . . .	20
2.6	Näide SCP signaalist kõrges ja madalas olekus [38]. . . . .	22
2.7	Näide CSP filtrist – (a) andmepunktid enne CSP filtrit, (b) peale CSP filtrit [49].	24
2.8	Näidisandmetel LDA klassifikatsioon [52]. . . . .	26
2.9	Tugivektorklassifitseerija näide [54]. . . . .	27
2.10	OpenBCI Cyton elektroonika ülevaade. . . . .	30
4.1	Süsteemi ülevaade. . . . .	33
4.2	OpenBCI Cyton ja OpenVibe kommunikatsiooni ülevaade. . . . .	33
4.3	OpenVibe, ROS ja roboti kommunikatsiooni ülevaade. . . . .	34
4.4	AALi komponentide ülevaade. . . . .	34
4.5	OpenBCI Daisy lisamooduli ADC skeemi osa. (a) Skeemi ülevaade (b) Suurendatud vaade, kus punasega on tähistatud muudatused. . . . .	36
4.6	Valminud seade OpenBCI Cytoni ja Ultracortex kiivri alusel. . . . .	37
4.7	OpenVibe'i ja ROSi plokk skeem. . . . .	38
4.8	Ühe harmooniku töötlus. . . . .	38
4.9	Klassifitseerimis-süsteemi ülevaade. . . . .	39
4.10	Lävendikontrolli plokk skeem. . . . .	39
4.11	Kuvatud SSVEP stiimulite asukohad. Kollane nool näitab prognoositud olekut.	40
4.12	ROSi tarkvara ülevaade. . . . .	40
4.13	Testjuht 2 plokk skeem. . . . .	41
5.1	Teostatavuskontrollil kasutatud 8 elektroodi (kollased) [95]. . . . .	42
5.2	Kanali "Pz" alfa-rütmide amplituudi muutus ajas. . . . .	43
5.3	Kanali "Pz" spektrogramm. . . . .	43
5.4	Kanali "Pz" PSD sõltuvalt sagedusest. . . . .	44
5.5	Katse sündmuste järgnevus ühe stiimuli piires. . . . .	45
5.6	Katse jooksul kasutatud 5 elektroodi (kollased) [95]. . . . .	45
5.7	Sündmuste järgnevus KTA arvutamiseks, tuletatud joonisest 5.5. . . . .	47
5.8	(a) ja (b) vastavalt KTA ja täpsuse sõltuvus epohhi kestusest LDA ja SVM puhul.	48
5.9	ITRi sõltuvus epohhi kestusest vastavalt (a) LDA ja (b) SVM klassifitseerija puhul.	48
5.10	Testjuht 1 – (a) robot algolekus, (b) ja (c) vastavalt robot liikumas alla ja üles. . .	51

5.11 Testjuht 2 – (a) robot puhkeolekus, (b) robot haaramas valitud eset, (c) esetoodud kasutaja juurde. . . . . 52

# Tabelite loetelu

2.1	Ülevaade peamistest ajukuvaviisidest [2]. . . . .	15
2.2	Juhtsignaali tüüpide ülevaade [2]. . . . .	19
2.3	VEP juhtsignaalide ülevaade [2]. . . . .	20
2.4	Ekso- ja endogeensete AALide ülevaade [2]. . . . .	21
2.5	Ülevaade olemasolevatest AAL seadmetest. ADC tähistab lahutusvõimet. . . . .	30
5.1	Veamaatriks binaarse klassifitseerija korral. . . . .	46
5.2	Valideerimisel saadud tulemused sõltuvalt epohhi kestusest. . . . .	49
5.3	Valideerimisel saadud tulemused optimeeritud süsteemiparameetritega. K tähistab vastava rea keskmist väärtust. . . . .	49
5.4	Testandmestikul saadud tulemused optimeeritud süsteemiparameetritega. K tähistab vastava rea keskmist väärtust. . . . .	50
6.1	S2 tulemuste veamaatriks (SVM). . . . .	53
6.2	Uurimustööde kokkuvõte. Täpsus on toodud keskmise või min kuni max väärtustena. . . . .	54

# Lühendid, konstandid, mõisted

**AAL** - Aju-arvuti liides (ingl *brain-computer interface* ehk BCI).

**ADC** - Analoog-digitaalmuundur. Seade, mis muudab analoogsignaali ehk pideva signaali digitaalsignaaliks ehk viib selle diskreetsesse vormi.

**ALS** - Amüotroofne lateraalskleroos.

**CLIS** - Täielik sisselukustussündroom (ingl *Complete Locked-In State*).

**CSP** - *Common Spatial Pattern* filter.

**DFT** - Diskreetne Fourier' teisendus.

**ECoG** - Elektrokortikograafia ehk intrakraniaalne (koljusisene) EEG.

**EEG** - Elektroentsefalograafia.

**EKG** - Elektrokardiograafia.

**EMG** - Elektromüograafia, st lihastega seotud signaalid.

**Epohh** ehk mõõtmisaken - Kindla alguse, kestuse ja lõpuga EEG, polügraafia või muu salvestise osa.

**FIR** - Lõpliku siirdega filter (ingl *finite impulse response*) on signaalitöötluses kasutatav filter, mille väljundsignaal on arvutatav sidumina sisendsignaalist ja filtri impulsskostest.

**fMRI** - Funktsionaalne magnetresonantstomograafia.

**IIR** - Piiramatu siirdega filter (ingl *infinite impulse response*) ehk rekursiivne filter. Rekursiivsete filtrite impulsskoste koosneb eksponentsiaalselt kahanevate amplituudidega sinusoididest, mis teeb impulsskoste lõpmatult pikaks.

**KTA** - Keskmise tuvastusaeg klassifitseerimisel.

**LDA** - Lineaarne diskriminantanalüüs (ingl *Linear Discriminant Analysis*).

**LIS** - Sisselukustussündroom (ingl *Locked-In State*).

**MEG** - Magnetentsefalograafia.

**NIRS** - Lähi-infrapunaspetskoopia.

**PSD** - Võimsuse spektraaltihedus.

**UART** - *Universal asynchronous receiver-transmitter*.

**ROS** - Robot Operating System.

**SCP** - Aeglane kortikaalne potentsiaal.

**SKV** - Sageduskomponentide võimsus.

**SM rütm** - Sensomotoorne rütm.

**SSVEP** - *Steady-state visually evoked potential*.

**SVM** - Tugivektorklassifitseerija (ingl *Support Vector Machine*).

**Sünfaashäiring** (ingl *common mode voltage*) - Mõlema algse signaali pingele lisanduv soovimatu pingeosade diferentsiaalvõimendi kummagi sisendpunkti ja maanduse vahel.

**VEP** - Visuaalselt esilekutsutud potentsiaal (ingl *Visually evoked potential*).

# 1 Sissejuhatus

Kõrgtehnoloogiliste lahenduste rolli meie igapäevaelus on raske alahinnata – paljude jaoks pakub arvutitehnika viimaste kümnenditega saavutatut asendamatu abivahendit igapäevatoos, teistele on sellest saanud aga meelelahutuse ja ajaviite allikas, milleta ei kujutata argielu enam ettegi. Inimese ja masina vahelisel suhtel on äärmiselt oluliseks sillaks kasutajaliides, mille funktsionaalsus määrab suures osas ka kogu süsteemi kasutatavuse. Kasutajaliidese arendamine on multidistsiplinaarne valdkond, mis kätkeb endas teadusharusid nagu arvutiteadus, psühholoogia, sotsioloogia, disain, semiootika jpt. Kui senised kasutajaliidesed toetuvad suuresti vaid kindlatele inimese meelele, kasutades süsteemis sisendiks ennekõike liigutusi ja kompimist ning väljundina visuaalseid ja auditoorseid signaale, on viimastel aastatel hakatud uurima ka võimalusi, kus kasutatakse sisendina näiteks žeste või hoopis mõtetegevust.

Aju-arvuti liides, mida kutsutakse ka aju-masina liideseks, on riist- ning tarkvaralistest komponentidest koosnev kommunikatsiooniliides, mis võimaldab kasutajal suhelda ümbritseva maailmaga, kasutades sisendina ainult pea- või seljaaju loomulikku tegevust, mida süsteem jälgib ja analüüsib. AALid loovad uudse viisi suhtlemiseks ning inimese vajaduste ja tahtmiste tuvastamiseks, kasutades liidest tandemis muu tehnoloogiaga – personaalarvutid, kõnesüntesaatorid, neuroproteesid ning teised abistavad seadmed. AALide peamine eesmärk on abistada ja parandada sügava puudega inimeste elukvaliteeti, andes neile hädavajalik ning teatud olukordades ka ainus suhtluskanal, mida pole võimalik saavutada tavapäraste vahenditega.

AAL tehnoloogia pole traditsiooniliselt olnud kuigi ahvatlev uurimisvaldkond, kuna idee kellegi mõtete dešifreerimisest ainuüksi ajutegevuse alusel tundub ebarealistlik. Sellest tulenevalt on ajutegevusega seotud uuringud reeglina piiratud neuroloogiliste haiguste uurimisega kliinikutes. AAL süsteemide disaini on peetud liialt keeruliseks seadmete piiratud lahutusvõime ning kogutavate andmete suure varieeruvuse tõttu. Lisaks vajab AAL tihtipeale arvutuslikult mahukat reaalaajalist digitaalset signaalitöötlust, mis on kuni viimaste kümnenditeni olnud võrdlemisi kallis [1].

## 1.1 AALi vajalikkus

AALide peamine eesmärk on parandada sügava puudega inimese elukvaliteeti, aidata neil paremini ümbritseva maailmaga suhelda, enda eest paremini hoolitseda ning samal ajal vähendada üldiseid hoolduskulusid ja personaalse intensiivravi maksumust. Näiteks seljaaju vigastused, insult ning tunnetuse kaotust põhjustavad või liikumist pärsvad neuroloogilised haigused vähendavad märgatavalt inimese elukvaliteeti ja loovad tihti eluaegse sõltuvuse kodusest hooldusravist. Motoorsete funktsioonide taastamine või parem suhtlemisviis võib aga oluliselt leevendada psühholoogilisi ja sotsiaalseid kannatusi. Peamised AALide sihtrümad jaotuvad kolme gruppi.

1. Täieliku sisselukustussündroomiga (CLIS) patsiendid, kes on kaotanud kõik oma keha liigutamise võimalused (nt amüotroofse lateraalskleroosi ehk ALSi viimane staadium) või *Locked-in* sündroomiga (LIS) patsiendid, kellel on säilinud osaline liigutusvõime, näiteks silmade või huulte liigutamine.
2. Raske liikumispuudega inimesed, kellel on ratastooli või neuroproteesi vajadus, või mõni muu sensorsete või mootorsete funktsioonidega seotud puue.
3. Terved või võrdlemisi kerge terviseprobleemiga inimesed. AALid pakuvad kolmandale grupile pigem vähem huvi, kuna tihti saab informatsiooni saata kiiremini või lihtsamini läbi teiste liideste, nt pilgujälgija, lihaste tegevuse põhise kontrolli või häälkäskluste. Sellegipoolest leidub AALidel rakendusi ka psühholoogiliste probleemidega inimestele nt depressiooni, epilepsia, skisofreenia või uneprobleemide diagnoosimisel ja ravil [2].

Üha enam rakendusi pakutakse ka tervetele inimestele kas elukvaliteedi parandamiseks, nt keskendumisvõime hindamiseks ja tõstmiseks, või arvutimängude kontrollerina [2, 3]. AALe on kasutatud ka näiteks valedetektorites [4].

Keeruline on hinnata, kas AALid on tulevikus võimelised ületama olemasolevaid sarnasel eesmärgil loodud tehnoloogiaid, mida veel hetkel on lihtsam kasutada ning mis on ka parema jõudlusega. Välja on pakutud ka hübriidtehnoloogiaid, kus AAL töötab tandemis mõne teise juba olemasoleva abistava rakendusega [2].

## 1.2 Probleemi tutvustus

Võrreldes möödunud sajandiga on huvi valdkonna vastu kasvanud – maailmas on praegu üle 100 aktiivse uurimisgrupi ning avaldatud teaduslike artiklite arv on viimase kümnendi jooksul hüppeliselt kasvanud [2]. Sellele on suuresti kaasa aidanud ajusignaalide parem mõistmine, personaalarvutite riist- ja tarkvaraline areng ning kättesaadavus ja esmased AAL valmistooted [5, 6]. Viimased on arendustegevuse kliinilistest laboritest välja toonud ning võimaldavad ka mitmete seni AALide arendusest eemal olnud erialade esindajatel kaasa aidata.

Leidub katselisi AALe, nagu tekstiredaktorid, mugandatud veebibrauserid ja ajuga kontrollitavad ratastoolid. Enamik rakendusi on aga loodud vaid tehnoloogia demonstreerimiseks ning kasutatakse peamiselt laboratoorsetes tingimustes. Laiem kasutatus eeldab paremat kasutajamugavust, mis omakorda sõltub seadme häälestusprotsessist [3]. Kuna AALid on iseseisvalt võrdlemisi noor uurimisvaldkond, pole veel täielikult välja kujunenud ühtset sõnavara või arendatavate süsteemide hindamiskriteeriumeid. Olenemata hiljutistest arengutest on jätkuvalt mitmeid väljakutseid, mis tuleb ületada enne, kui AALe saab mugavalt kasutada igapäevaelus [7].  
Need on:

1. AALide infoedastuskiirus on liiga madal, et pidada näiteks loomulikku kahekõnet isegi kogenud kasutajate või hästi häälestatud süsteemide vahel.
2. Kasutaja soovi tuvastamise täpsus on samuti madal, mis teeb suhtlemise veelgi raskemaks.
3. Raske puudega kasutaja ei saa tihtipeale AALi iseseisvalt kasutada, kuna seade on vaja eelnevalt üles seada ja häälestada.

4. Puudega inimene saab võib-olla süsteemi ise välja lülitatud, kuid selle taas sisselülitamine on problemaatiline.
5. AALI kasutamine nõuab kasutajalt suurt keskendumist ja rahulikku keskkonda ning on seega igapäevaelus keeruline.

Olenemata mainitud kitsaskohtadest on esimesed sammud pikaajaliselt kasutatavate koduste AALide suunas juba tehtud [8].

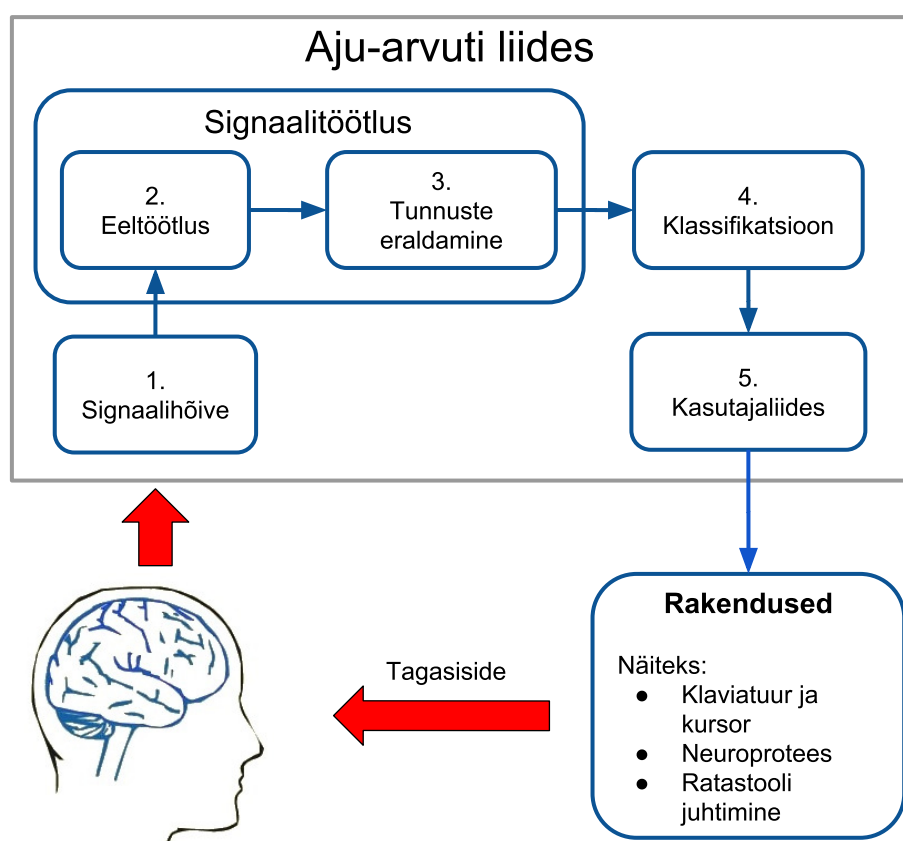
### **1.3 Töö eesmärk ja ülevaade**

Töö eesmärk on anda ülevaade kaasaegsetest AALidest ning luua lihtsasti kasutatav EEG-põhine AAL prototüüp, mis oleks piisavalt soodne, et sellega saaks töötada ka inimesed väljaspool teaduslaboreid, ning piisavalt modulaarne, et seda oleks võimalik mugandada vastavalt projektile. Süsteemi jõudluse valideerimiseks on eesmärk testida süsteemi mitmete kasutajate peal erinevates tingimustes. Loodud AALI rakenduse eesmärgiks on abistada liikumispuudega inimest. Eesmärkide saavutamiseks kasutatakse signaalihõiveks OpenBCI AAL riistvara, tarkvaraplatvorme OpenVibe ja Robot Operating System (ROS) ning kahte robotmanipulaatorit.

Järgmises ehk teises peatükis antakse ülevaade kaasaegsetest AAL süsteemidest, nende peamistest komponentidest ja kasutatavatest tehnoloogiatest. EEG näitel kirjeldatakse vajalikud sammud AAL seadme loomiseks, milleks on signaalihõive ja -töötlus, tunnuste eraldamine, klassifikatsioon ning kasutajaliides. Kolmandas peatükis esitatakse arendatava süsteemi nõuded ja täpsemad eesmärgid. Neljandas peatükis kirjeldatakse üksikasjalikumalt konkreetse süsteemi arendusega seotud samme ja tegevusi. Viiendas peatükis esitatakse arendatud AALiga seotud katsed, nende tulemused ning hindamiskriteeriumid. Kuuendas peatükis analüüsitakse tulemusi ning esitatakse nendest lähtuvalt järeldused. Viimasena antakse kokkuvõtte tehtud tööst ning eesmärkide saavutamisest.

## 2 Ülevaade probleemist

Antud peatükk annab ülevaate AALide puhul kasutatavatest tehnoloogiast ning vajalikest etappidest funktsionaalse süsteemi koostamiseks. Ühtlasi esitatakse ülevaade teemakohasest kirjandusest ja varem tehtud uurimustest.



Joonis 2.1: Ülevaade tüüpilisest AALi arhitektuurist.

AAL kui kujundituvastus-süsteem on võimeline dešifreerima ajutegevuses kindlaid mustreid, mis annavad edasi kasutaja soove või tahet. Selleks läbib süsteem joonisel 2.1 toodud 5 etappi: 1) signaaliühive, 2) eeltöötlus, 3) tunnuste eraldamine, 4) klassifikatsioon ja 5) kasutajaliides [2].

Signaaliühive etapis loetakse signaalid anduritelt ja tihti viiakse selles etapis läbi ka signaali esmane müravähendus. Eeltöötleses tõstetakse signaal-müra suhet ning filtreeritakse välja ebavajalikud häiringud, nt lihaste või silmade liigutamisega seotud signaalid. Tunnuste eraldamisel (ingl *feature extraction*) viiakse signaalid klassifikatsiooni sammuks informatiivsemale või paremini eristatavale kujule. Tunnuste eraldamine on keeruline, kuna nt EEG puhul on ajus erinevatel aegadel ja kohtadel tekkinud elektriline aktiivsus hajutatud üle terve peanaha. Valitud tunnuste alusel treenitakse klassifitseerija

eesmärgiga ennustada võimalikult täpselt kasutaja tahet. Klassifitseerimiseks kasutatakse juhtsignaale, mis võivad olla näiteks oma keha liigutamisest mõtlemine, stiimulite abil ajus esilekutsutud reaktsioon või mõni konkreetne emotsioon.

Viimases etapis tõlgitakse klassifitseeritud ajutegevus sobivaks vastavale rakendusele arvutis või seadmele, nt tekstiredaktorile või ratastoolile, ning antakse kasutajale tagasisidet visuaalselt, auditivselt või läbi liikumise [2]. Järgnevates alapeatükkides 2.1 – 2.6 kirjeldatakse detailsemalt AALi etappe 1 – 5.

## 2.1 Signaalihõive

AALid sõltuvad tugevalt signaalihõive etapist, kus ajusignaalid muundatakse arvutile kergemini käsitlevateks analoog- või digitaalsignaalideks. Ajutegevust saab reeglina monitoorida kahel viisil: elektrofüsioloogiliselt või hemodünaamiliselt.

Elektrofüsioloogiline tegevus kirjeldab elektrokeemilist infovahetusprotsessi neuronite vahel. Neuronid genereerivad ioonilisi voole neuronigruppide sees ning nende vahel. Paljusid selliseid vooluradasid saab lihtsustatult kujutada kui dipoole, kus vool jookseb positiivselt pooluselt negatiivsele, st lättest neelu, läbi dendriitrakkude puu [2]. Elektrofüsioloogilist tegevust mõõdetakse, kasutades nt EEGd, elektrokortikograafiat (ECoG) või magnetentsefalograafiat (MEG).

Hemodünaamilise ajukuva (ingl *neuroimaging*) puhul mõõdetakse vere läbivoolu hulka ajus ning sellega seonduvat glükoosi ja hapnikku, st kui palju ressursse teatud ajupiirkond kasutab. Verega transporditava glükoosi ning hapniku taseme tõus aktiivsetes ajupiirkondades tähendab suurenenud oksühemoglobiini taset ja kindla ajupiirkonna oksühemoglobiini ning desoksühemoglobiini suhete muutust [9]. Need muutused on tuvastatavad nt fMRI või lähi-infrapunaspetskoopiaga (NIRS). Hemodünaamiline ajukuvamine on erinevalt elektrofüsioloogilisest signaalihõivest ajutegevuse kaudne uuring.

AALe jaotatakse ka invasiivseteks ja mitteinvasiivseteks. Invasiivne meditsiiniseade on läbi keha avauste või läbi naha täielikult või osaliselt kehasse sisestatav instrument. Nt EEG on mitteinvasiivne ning ainuke antud töös käsitletud invasiivne meetod on ECoG. Tabelis 2.1 toodud ülevaade põhilistest signaalihõiveviisidest.

Tabel 2.1: Ülevaade peamistest ajukuvaviisidest [2].

Ajukuva- viis	Mõõtmis- tüüp	Otsene/ kaudne mõõtmine	Ajaline lahutus (s)	Ruumiline lahutus (mm)	Invasiivsus	Kaas- kantav
EEG	Elektriline	Otsene	~0,05	~10	Mitte- invasiivne	Jah
ECoG	Elektriline	Otsene	~0,003	~1	Invasiivne	Jah
MEG	Magneetiline	Otsene	~0,05	~5	Mitte- invasiivne	Ei
fMRI	Hemo- dünaamiline	Kaudne	~1	~1	Mitte- invasiivne	Ei
NIRS	Hemo- dünaamiline	Kaudne	~1	~5	Mitte- invasiivne	Jah

### 2.1.1 EEG

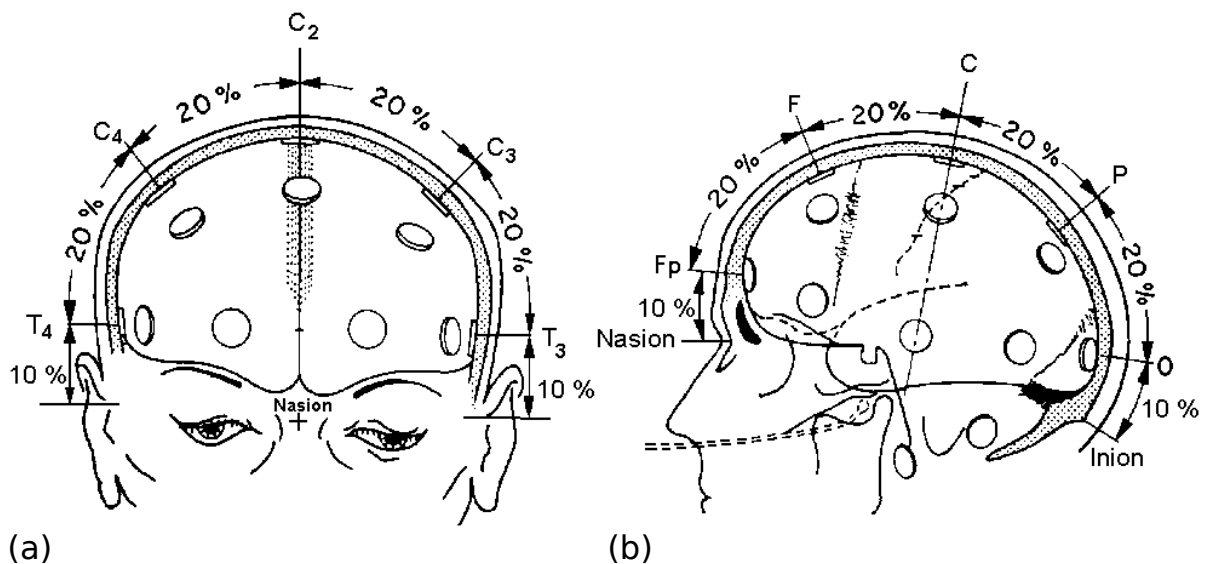
EEG mõõdab neuronite dendriitides ja nende vahel tekkivate sünaptiliste ergutuste põhjustatud elektrilist tegevust aju [10]. Oma hea ajalise lahutuse, võrdlemisi odava hinna, kasutusmugavuse ning madalate kasutajariskide tõttu on EEG AALide puhul üks enim kasutatud ajukuvamise tehnikaid [2]. Signaalihõive toimub mitteinvasiivsel viisil: elektroodid asetatakse otse peanahale. EEG signaali kvaliteet on seega mõjutatud inimese juustest, peanahast, koljust ning aju ja kolju vahelisest alast. Lisaks on signaalid võrdlemisi madala amplituudiga (kümned mikrovoldid) ning tugevalt mõjutatud aju, peanaha, inimese tegevuse, elektroonikaseadmete omakahina ja elektrikaablite võrgumüra põhjustatud taustamürast [11].

Usaldusväärseks EEG signaalihõiveks on vaja vähemalt kolme elektroodi: aktiiv- (A), referents- (R) ning maanduselektroodi (M). A-elektrood kinnitatakse soovitud mõõtmispaika, R-elektrood ja M-elektrood vabalt valitud kohale kasutaja peanahal. Maanduselektroodiga surutakse maha A- ja R-elektroodide vahelise signaali mõõtmisel tekkiv sünfaashäiring.

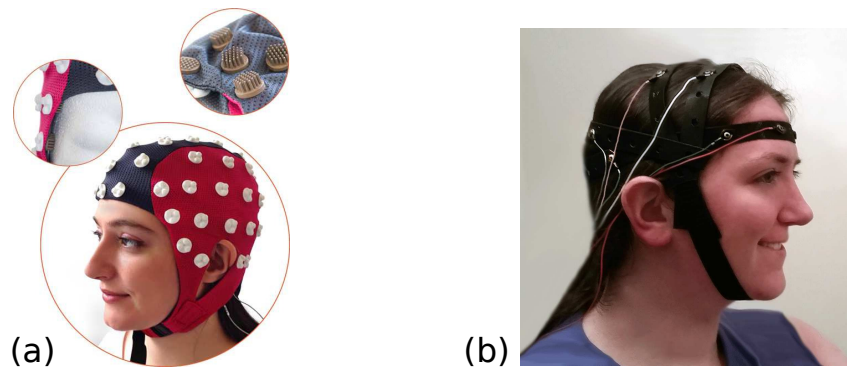
Elektroodi ja peanaha vaheline kontakt omab lisaks aktiivtakistusele ka mahtuvuslikku komponenti ning seega tuleb kontakti hindamiseks mõõta näivtakistust ehk impedantsi. Impedants sõltub paljudest asjaoludest nagu signaali sagedus, peanaha puhtus, millist nahakihti mõõdetakse, elektroodist (st materjalist, kujust ja pindalast) ja ka temperatuurist [12]. Kuna huvipakkuv signaal on tugevalt mõjutatud elektromagnetilisest müra, peab kvaliteetseks signaalihõiveks olema peanaha ja elektroodi vaheline impedants kindlas väärtuste vahemikus. AAL süsteemide puhul mõõdetakse impedantsi enamasti sagedusvahemikus 10 – 30 Hz [13]. Soovitatav peanahk-elektroodi impedants on vahemikus 1 – 10 k $\Omega$  [12], kuid teatud mõõndustega võib impedants olla ka kuni 40 k $\Omega$  [14][15].

Elektroodid on enamasti valmistatud hõbekloriidist (AgCl) või kullast [16]. Tavaliselt lisatakse impedantsi vähendamiseks elektroodi ja peanaha vahele juhtivat geeli. Geeli kasutamine on aga tülikas, kuna signaali kvaliteedi säilimiseks tuleb seda pidevalt lisada, mis on kasutajale ebamugav. Geelivabasid elektroode kutsutakse "kuivadeks" ning need on üldiselt valmistatud titaanist, roostevabast terasest [17] või hõbekloriidiga kaetud hõbedast (Ag-AgCl) [13]. Elektroonika keerukuse alusel jaotatakse elektroode "aktiivseteks" ja "passiivseteks". Neist esimestel on nahk-elektrood impedantsi ületamiseks sisseehitatud eelvõimendi, mis viimastel puudub. Müra vähendamiseks soovitatakse EEG elektroodide kaablitel kasutada ka elektromagneetilist varjestust [12].

Elektroodid paigutatakse reeglina peanahale vastavalt 10–20 süsteemile [18], mis kasutab kolme lähtepunkti: "nasion", "inion" ja kõrvad (joonis 2.2). Reeglina kinnitatakse elektroodid peanahale, kasutades ujumismütsi meenutatavat peakatet (joonis 2.3a) või rihmasid (joonis 2.3b).



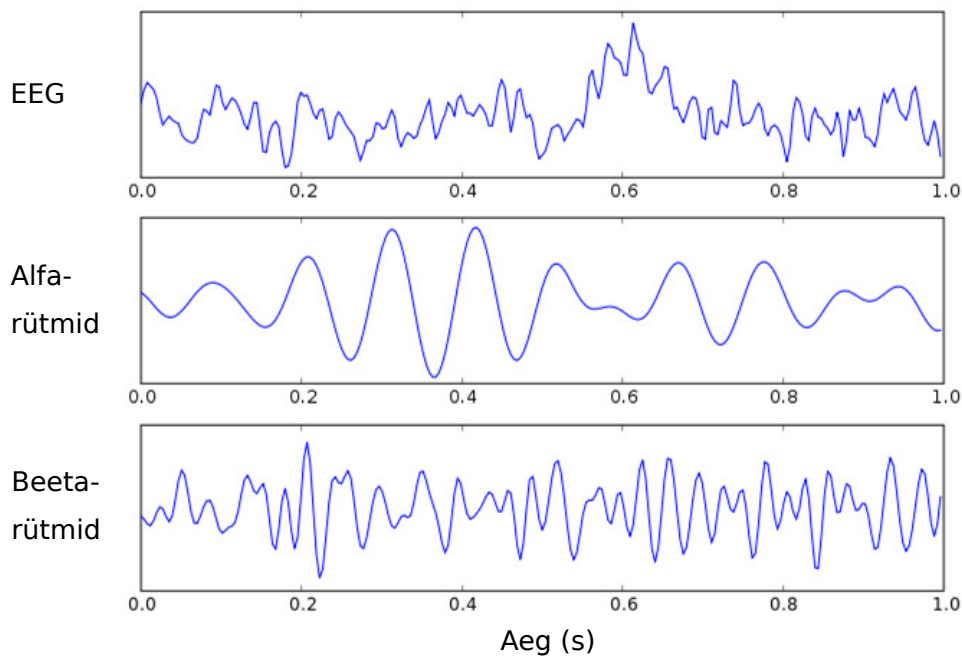
Joonis 2.2: Elektroodide paigutus 10–20 süsteemi alusel, (a) eest vaates, (b) kõrvalt vaates [18].



Joonis 2.3: Näited elektroodide kinnitamisest peanahale – (a) ANT Neuro EEG müts [19] (b) FRI elektroodidega peapael [20].

ECoG kasutab EEG tööpõhimõtteid koljusiseselt, mistõttu on need kaks tehnikat võrdlemisi sarnased. ECoG-l on EEGga võrreldes parem ajaline ja ruumiline lahutusvõime, parem signaal-müra suhe ning vähem mõjutatud välisest mürast või kasutaja tegevusest [21]. Kuna aga ECoG on invasiivne meetod, on elektroodide siirdamine ja hooldus oluliselt keerulisem ning kasutajale koormavam. Kaasnevate riskide tõttu leiavad invasiivsed meetodid oluliselt vähem kasutust.

EEG signaale liigitatakse sagedusvahemike alusel rütmideks [22]. Sagedusvahemikud on lahterdatud vastavalt genereeritava signaali asukohale peanahal või bioloogilise tähtsuse alusel. Sagedusvahemikud on järgnevad: delta ( $\delta$ ) alla 4 Hz, teeta ( $\theta$ ) 4 – 8 Hz, müü ( $\mu$ ) 7 – 12 Hz, alfa ( $\alpha$ ) 8 – 13 Hz, beeta ( $\beta$ ) 14 – 25 Hz ning gamma ( $\gamma$ ) üle 25 Hz. Joonisel 2.4 on esitatud näidis-signaalid EEGst, alfa- ja beeta-rütmidest.



Joonis 2.4: Näited EEGst, alfa- ja beeta-rütmidest [23].

Alfa-rütmid on seotud visuaalse infotötlusega, mis toimub kuklaaju piirkonnas [2] ning võib samuti olla indikaator intensiivsest keskendumisest [24]. Signaalide amplituud suureneb, kui inimene sulgeb silmad ja puhkab, ning väheneb, kui silmad on avatud ja ollakse ärksad [25]. Müü-rütmid esinevad sarnases sagedusvahemikus nagu alfa-rütmid, kuid signaalid esinevad motoorses ajukoos ning neil on tähtis füsioloogiline vahe – rütmid on tugevalt seotud motoorsete tegevustega. Keha liigutamise või selle ettekujutamise ajal muutuvad müü-rütmide amplituudid. Beeta-rütmid esinevad aju eesmises (frontaalses) ja keskmises piirkonnas ja neid seostatakse aktiivse mõttetöö, keskendumise ning motoorsete tegevustega.

### 2.1.2 Muud ajukuvaviisid

MEG puhul mõõdetakse aju genereeritud magnetvälju väljaspool pead, rakendades selleks magnetilist induksiooni [2]. Neurofüsioloogiliselt mõõdetakse sama protsessi nagu EEG puhul. Peamisteks eelisteks loetakse kolju ja peanaha tekitatavate moonutuste väiksemat ulatust ning suuremat ajalist ja ruumilist lahutusvõimet. MEGd näeb AAL rakenduses aga harva, kuna mõõtmiseks vajalikud seadmed on suured ja kasutajale kohmakad.

FMRI on hemodünaamiline ajukuvamise tehnika, mis mõõdab ajutegevuse käigus verehulka konkreetsetes peaajupiirkondades, vere liikumist ja hapniku tasemeid. FMRI peamine eelis on kõrge ruumiline lahutusvõime, mistõttu kasutatakse seda tihti aktiivsete ajuosade lokaliseerimiseks [26]. FMRI-l on aga madal ajaline eraldusvõime ning vajalikud mõõteseadmed on suured ja võrdlemisi tundlikud inimese pea liigutustele. Eelnevate omaduste tõttu kasutatakse fMRI-d mitte-kliinilistes AAL rakendustes väga harva [2].

NIRS on optiline spektroskoopiatehnika, mis kasutab ajutegevuse käigus peaaju ainevahetuses tekkivate hemodünaamiliste muutuste mõõtmiseks infrapunavalgust. Infrapunavalgus läbib kolju umbes 1 – 3 cm sügavusele ning tagasipeegelduva valguse intensiivsuse muutuste põhjal saab mõõta oksühemoglobiini ja desoksühemoglobiini tasemeid, st hapnikuga rohkem ja vähem rikastatud alade kontrastsust. Kuna infrapunavalgus läbib koljut ainult teatud sügavuseni, on antud tehnika piiratud

peaaju välimise kihi uurimisega [27]. NIRS on sarnane EEG-le, kuna mõlema tehnika ruumiline lahutusvõime, portatiivsus ja hind on samas suurusjärgus.

## 2.2 Juhtsignaalide tüübid

Kuigi suure osa mõõdetavate signaalide tähendus on ajuteadlastele seniajani teadmata, on mõned ajutegevusega seotud sündmused suudetud dekodeerida vastavalt kindlatele stiimulitele või kasutaja poolt teadlikult esilekutsutud signaalidele. Selliseid juhtsignaale saab kasutada inimese tahte väljendamiseks. Alljärgnevalt käsitletakse nelja enimkasutatud juhtsignaali tüüpi: aeglast kortikaalset potentsiaali (SCP), P300 esilekutsutud potentsiaali, sensomotoorseid (SM) rütme ja visuaalselt esilekutsutud potentsiaali (VEP). Signaalitüüpe iseloomustavad neid tekitavad füsioloogilised nähtused ajus, kasutaja treenimise vajadus või selle puudumine ja infoedastuskiirus. Kuigi VEP ja P300 puhul pole kasutaja treenimine alati tarvilik, võib olla vajalik süsteemi häälestamine. Juhtsignaali tüüpide kokkuvõte on esitatud tabelis 2.2:

Tabel 2.2: Juhtsignaali tüüpide ülevaade [2].

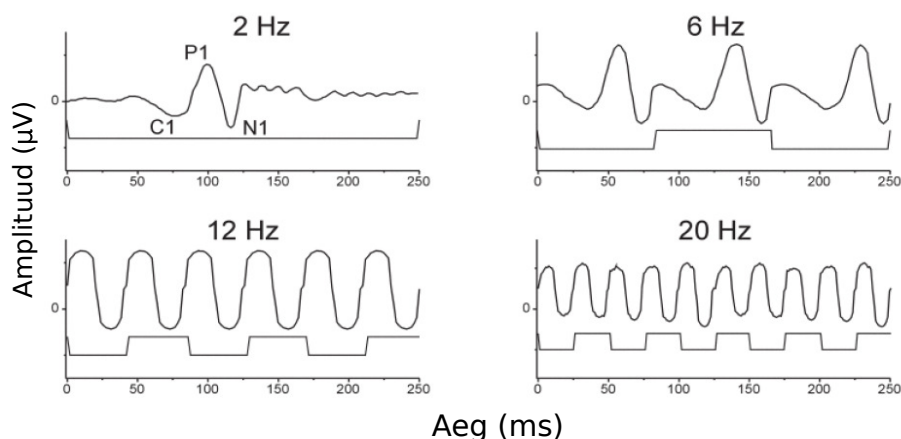
Juht-signaali	Füsioloogiline nähtus	Treening	Info-edastuskiirus (bit/min)
SCP	Aeglast pingeniivoo nihked ajusignaalides	Jah	5 – 12
P300	Harvaesineva stiimuli tõttu tekkivad impulsid	Ei	20 – 25
SM rütmid	Sensomotoorsete rütmide sünkronisatsioon motoorse tegevusega	Jah	3 – 35
VEP	Stiimuli tulemusel tekkivad ajusignaalide modulatsioonid visuaalkorteksis	Oleneb kindlast meetodist	30 – 100

### 2.2.1 VEP

VEP-ide on visuaalse stiimuli tulemusel visuaalkorteksis tekkivad ajutegevuse modulatsioonid [28]. Modulatsioonid on võrdlemise lihtne tuvastada, kuna VEP-ide amplituud kasvab märgatavalt, mida lähemal on stiimul kasutaja vaatevälja keskmele [29]. Stiimulite esitamiseks saab kasutada näiteks arvutiekraani või LED-maatriksit. VEP-põhiseid AAL-ide liigitatakse tihti kolmeks: aeg-moduleeritud (t-VEP), sagedus-moduleeritud (f-VEP) ja kood-moduleeritud (c-VEP) süsteemid [28].

Aeg-moduleeritud VEP-ide puhul on stiimulite vilkumised üksteisest ajaliselt eraldatud, st igal stiimulil on kindel aja-aken, milles vilkumine toimub [28]. Sageduse alusel jaotatakse f-VEP-ide omakorda kahte gruppi: lühiaegne VEP (ingl *Transient VEP* ehk TVEP) ja stabiilne VEP (ingl *Steady-State VEP* ehk SSVEP). TVEP-ide esinevad sagedustel alla 6 Hz ning SSVEP-ide kõrgematel sagedustel [2]. Jälgides kindla sageduse juures vilkuvat stiimulit genereeritakse ajus sarnase sageduse juures VEP-tüüpi signaale. Näiteks kui stiimul vilgub sagedusega 10 Hz, genereeritakse visuaalkorteksis 10 Hz läheduses, k.a. sageduse harmoonikutel, vastav VEP. Ajus genereeritud SSVEP signaalide amplituud on alfa-rütmide piirkonnas kõige

suurem [30]. Illustreeriv näide f-VEP signaalidest on esitatud joonisel 2.5, kus nelinurklained näitavad stiimuli sisse- ja väljalülitamist, sinusoidaalsed signaalid aju reaktsiooni.



Joonis 2.5: Näited TVEPist (2 Hz signaal) ja SSVEPidest (6, 12, 20 Hz) vastavalt stiimuli sagedusele [31].

C-VEP puhul kasutatakse korduvat pseudo-juhuslikku koodijada, mis koosneb nt arvutiekraanil kasutajale jooksvalt esitatavatest eredatest ja tumedatest ruutudest. Ajanihke ja koodijada alusel saab ajutegevusest dekodeerida kasutaja valitud ruudu [28]. Tabelis 2.3 on toodud ülevaade erinevatest VEP liikide omadustest:

Tabel 2.3: VEP juhtsignaalide ülevaade [2].

VEP tüüp	Omadused
t-VEP	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Võrdlemisi madal infoedastuskiirus (&lt;30 bit/min)</li> <li>- Vajalik ajaline sünkroniseerimine</li> <li>- Pole vaja kasutaja treenimist</li> </ul>
f-VEP	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Kõrgem infoedastuskiirus (30 – 60 bit/min)</li> <li>- Lihtne süsteemi ülesehitus</li> <li>- Pole vaja kasutaja treenimist</li> <li>- Sobiv rakendusteks, kus on kuni 10 eristatavat olekut</li> </ul>
c-VEP	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Väga kõrge infoedastuskiirus (&gt;100 bit/min)</li> <li>- Vajalik ajaline sünkroniseerimine ja kasutaja treenimine</li> <li>- Sobilik rakendusteks, kus on rohkem kui 10 eristatavat olekut</li> </ul>

VEPe saab liigitada ka nende genereerimiseks kasutatud optilise stiimuli morfoloogia alusel, eristades näiteks lihtsat vilkuvat stiimulit, malelaua kujundit või muud mustrit. Samuti eristatakse sõltuvalt kasutaja vaatevälja jõudvast stiimuli osast terve, poole või osalise vaateväljaga VEPisid. Näiteks kui pool arvutiekraani kuvab stiimulit ja teine pool seda ei tee ning inimene vaatab ekraani keskele, tekib poole vaatevälja VEP [32].

Kuna SSVEPi sageduskomponentide amplituud ja faas on pikkade perioodide vältel üsna stabiilsed, kasutatakse neid AALides sagedamini kui teisi VEP tüüpe [2]. Tüüpiline VEPil põhinev AAL kuvab ekraanil mitmeid stiimuleid ja vastavalt kasutaja valitud stiimulile edastatakse süsteemile kasutaja tahe. VEP-põhine lähenemine vajab võrdlemisi vähe eelnevat treenimist, kuid kasutajale võib kujuneda koormavaks vajadus järjepidevalt stiimulit jälgida.

## 2.2.2 Muud juhtsignaalid

P300 juhtsignaalid tekivad kui kasutajale esitatud perioodiliselt harjumuspäraseid stiimuleid segab mingi ebatavaline stiimul. Tegu on aju reaktsiooniga harva esinevale sündmusele, mis ei tundu sobivat kasutaja loomulikku keskkonda, näiteks klaveri mängimisel vale noodi tabamine. Stiimulid võivad olla kõlalised, visuaalsed või somatosensoorsed (puudutus või taju) ning P300 positiivne impulss esineb tavapäraselt 300 ms pärast käivitavat stiimulit [2].

SCPd on aeglased pingenivoo muutused, st signaalid alla 1 Hz, mida seostatakse ajutegevuse üldise muutusega [2]. Negatiivsed SCPd (pingenivoo langus) korreleeruvad ajutegevuse tõusuga ning positiivsed SCPd (pingenivoo tõus) vastavalt ajutegevuse üldise vähenemisega. SCPsid saab õppida iseseisvalt kontrollima läbi neurotagasisidetreeningu. Näiteks saab SCPdel põhineva AAL rakenduse abil liigutada arvutiekraanil kursorit [33].

SM rütmid koosnevad peamiselt müü- ja beeta-rütmidest ning võivad ka esineda gamma-rütmides [34]. Rütmid on omavahel seotud, kuna mõned beeta- ja gamma-rütmid on müü-rütmide osahelid. SM rütmide amplituud muutub, kui ajutegevus on seotud motoorsete tegevustega. Tegelik liigutamine pole aga vajalik – liigutamist võib ka ette kujutada [2]. Harjutamisega on kasutajad võimelised iseseisvalt SM rütme genereerima [34]. Tavaliselt palutakse kasutajal treeningu jooksul kujutada ette teatud liigutust, nt käe rusikasse surumist. SM rütme on AAL rakendustes uuritud laialdaselt ning rütmide baasil on loodud AAL süsteemid nagu Berlin [35] ja Graz [36].

## 2.3 AALide liigitamine

AALe liigitatakse väliselt sõltuvateks (eksogeenseteks) ja iseseisvateks (endogeenseteks) või sünkroonseteks ja asünkroonseteks. Eksogeensete AALide puhul kasutatakse soovitud reaktsioonide ajus esile kutsumiseks välist stiimulit (nt VEP, P300) [37]. Endogeensed süsteemid põhinevad kasutaja iseseisval ajusignaalide genereerimisel välise stiimulita. Sellise lähenemise eelis on võimalus süsteemi vabalt omal kiirusel juhtida. Tabelis 2.4 on välja toodud eksogeensete ja endogeensete süsteemide eelised ja puudused:

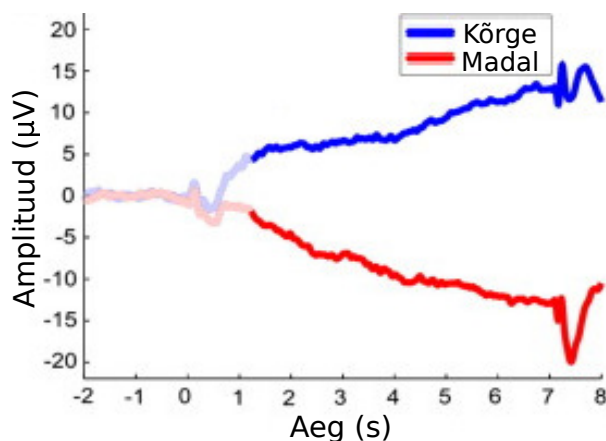
Tabel 2.4: Ekso- ja endogeensete AALide ülevaade [2].

Tüüp	Juht-signaaliid	Eelis	Puudus
Ekso-geenne	- VEP - P300	- Minimaalne treening - Lihtne juhtsignaalide genereerimine - Kiire andmevahetus (~60 bit/min) - Vajab minimaalselt ühte EEG kanalit	- Sõltuvus stiimulist - Võib kasutajat väsitada
Endo-geenne	- SCP - SM rütmid	- Ei sõltu stiimulist - Omal kiirusel juhitavad	- Aeganõudev trenimisprotsess (nädalad või kuud) - Kasutajad ei ole alati võimelised süsteemi kasutama - Enamasti vaja mitut EEG kanalit - Aeglasem andmevahetus (20 – 30 bit/min)

AALe jaotatakse ka sünkroonseteks või asünkroonseteks. Sünkroonsed süsteemid analüüsivad ajusignaale vaid kindla ajaperioodi vältel. Seega on kasutajal süsteemi juhtimiseks piiratud ajaaknad [2]. Asünkroonsete süsteemide puhul analüüsitakse andmeid jooksvalt, mis pakub ka loomulikuma viisi süsteemi kasutamiseks. Asünkroonsed AALid on aga reeglina oma ülesehituselt keerukamad ja arvutusmahukamad.

## 2.4 Eristatavad olekud

Ajusignaalides püütakse reeglina eristada lähteolukorrast erinevaid konkreetseid sündmusi. Kui kasutaja on näiteks puhkeolekus, otsitakse sündmusi, mis erinevad kindlalt moel puhkeolekust. Oletame, et näiteks SCP puhul on puhkeolekuks pinge nullnivoo ning kui mõõdetud pingeniivoo erineb nullnivoost piisaval määral, võib seda sündmust klassifitseerida eristatavaks olekuks ehk klassiks (joonis 2.6). Sellest tulenevalt saab signaalihõive jooksul salvestatud andmeid tähistada vastavalt nende klassile, kus kindel osa signaalist, nt andmevektor  $x$ , tähistab klassi  $y$ . Grupeerimise tulemusel luuakse treeningandmestik, mille alusel häälestatakse süsteem ning testandmestik, millega hinnatakse häälestatud süsteemi jõudlust.



Joonis 2.6: Näide SCP signaalist kõrges ja madalas olekus [38].

## 2.5 Signaalitöötlus

Antud alapeatükis kirjeldatakse AAL eeltötluse ja tunnuste eraldamise etapiga seotud signaalitötlustehnikaid EEG näitel. Need etapid on vajalikud andmete puhastamiseks ja õigele kujule viimiseks klassifitseerija jaoks (2. ja 3. etapp joonisel 2.1). Ainus töös kasutatud eeltötluse tehnika oli signaalide filtrimine.

### 2.5.1 Filtrimine

EEG signaale liigitatakse sageduse alusel. Et isoleerida signaalidest kindel sagedusvahemik, kasutatakse sagedusfiltrit. Vastavalt sagedusvahemikule on filtri amplituudi sagedustunnusjoonel pääsuala, tõkkeala ja nende vahel siirdeala. Filtreid liigitatakse kasutatud elektroonika alusel analoog- ja digitaalfiltriteks ning pääsu- ja tõkkeala alusel madalpääs-, kõrgpääs-, ribapääs- ja ribatõkkefiltriteks [39].

Filtreid jaotatakse ka impulsskoste alusel IIR ja FIR filtriteks ning ülekandefunktsiooni alusel nt Butterworthi või elliptilisteks filtriteks. EEG puhul kasutatakse tavapäraselt Butterworthi ja elliptilisi IIR ribapääsfiltreid [40].

## 2.5.2 Tunnuste eraldamine

Tunnuste eraldamise eesmärk on tuletada kogutud andmevektorite alusel tunnusvektorid, mis on klassifitseerija jaoks algandmetega võrreldes rohkem informatiivsed või paremini eristatavad [2]. Tunnuste eraldamise teine eesmärk on vähendada andmete keerukust või mahtu, st esitada andmeid lihtsustatud kujul andmete sisu oluliselt kaotamata. See on vajalik, et vähendada klassifitseerija arvutuslikku mahtu. Kui näiteks otsitav sündmus esineb perioodilise siinussignaali puhul sagedusel 10 Hz, saab andmeid lihtsustatud kujul kirjeldada sagedus-spektris 10 Hz sageduskomponendi faasi ja amplituudiga, kasutades selleks Fourier' teisendust. Järgnevalt antakse ülevaade tunnuste eraldamise meetoditest AAL rakendustes eelnevalt mainitud eesmärkide saavutamiseks.

### 2.5.2.1 Sageduskomponentide võimsus

Fourier' pööre on integraalteisenduste hulka kuuluv lineaarne operaator, mis teisendab funktsiooni selle sagedus-spektrit iseloomustavale kujule. Et leida mõõdetud EEG signaalide sagedus-spekter, kasutatakse diskreetset Fourier' teisendust (DFT) [41].

Oletame, et leidub EEG signaalil põhinev pidev funktsioon  $f(t)$ , millest tehti  $N$  mõõtmist väärtustega  $x_0, x_1, \dots, x_{N-1}$ . Rakendades DFTd, teisendatakse mõõtmised  $k$ -kompleksarvuliseks jadaks  $X_0, X_1, \dots, X_{N-1}$  valemi (2.1) alusel:

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n \cdot e^{-2\pi i k n / N}, \quad k \in [0, 1, \dots, (N - 1)] \text{ (täisarvud)} \quad (2.1)$$

Kompleksarvu  $X_k$  absoluutväärtuse alusel saab leida sageduskomponendi amplituudi komponentidele kuni Nyquisti sageduseni (pool diskreetimissagedusest). Summeerides sageduskomponentide amplituudide ruudud kindla ribalaiuse piires, saadakse ribalaiuse sageduskomponentide võimsus (SKV), mis on proportsionaalne funktsiooni  $f(t)$  võimsuse spektraaltihedusele (ingl *power spectral density* ehk PSD) [42]. Võimsuse spektraaltiheduse muutumist saab kujutada spektrogrammil [43]. SKVd ja PSDd kasutatakse laialdaselt AAL tunnuste eraldamise tehnikatena [31, 44, 45, 46].

### 2.5.2.2 Common Spatial Pattern (CSP)

CSP on ruumiline filter ja tunnuste eraldamise tehnika, millega tõstetakse esile kahe klassi erinevusi ning minimeeritakse sarnasusi. CSP eesmärk on teha järgnevat klassifitseerimist efektiivsemaks projekteerides andmed madalamasse alamruumi ja viies erinevate klasside andmete dispersioon klassifitseerijale sobivale kujule [47]. CSPd on laialdaselt kasutatud AAL tunnuste eraldamisel [2].

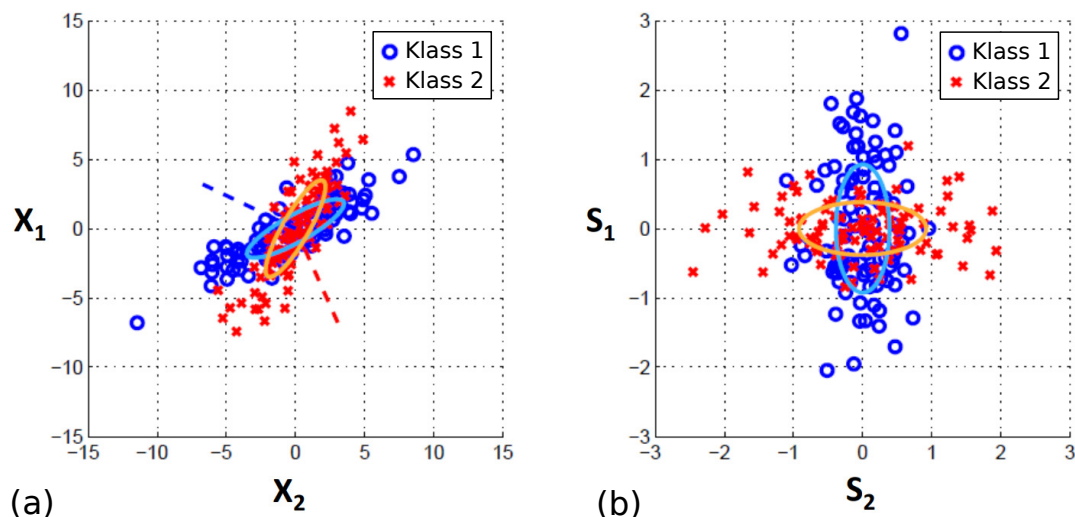
Järgnev on ülevaade CSP algoritmi tööpõhimõttest. Oletame, et EEG signaalidest koosnev maatriks  $\mathbf{E}$  suurusega  $(n, t)$  on jaotatud kaheks maatriksiks: stimuleeritud oleku maatriks  $\mathbf{E}_1$  suurusega  $(n, t_1)$  ja puhkeoleku maatriks  $\mathbf{E}_2$  suurusega  $(n, t_2)$  kus  $n$  on elektroodide arv,  $t$  on vastaval elektroodil tehtud mõõtmiste arv ning  $t = t_1 + t_2$ . CSP algoritm määrab projektsioonimaatriksi  $\mathbf{W}$  nii, et maatriksite  $\mathbf{W}\mathbf{E}_1$  ja  $\mathbf{W}\mathbf{E}_2$  dispersioonide suhe on maksimeeritud. Tulemus saavutatakse leides  $\mathbf{E}_1$  ja  $\mathbf{E}_2$  kovariatsioonimaatriksite ühised omavektorid [47, 48]. Leitud maatriksi  $\mathbf{W}$  suurus on  $(m, n)$ , kus  $m$  on valitud omavektorite

arv. Pärast  $\mathbf{W}$  leidmist saadakse muutunud dispersiooniga väljundandmed  $\mathbf{Z}$  maatriksi  $\mathbf{E}$  kohta valemiga (2.2):

$$\mathbf{Z} = \mathbf{WE}, \quad (2.2)$$

kus  $\mathbf{Z}$  on suurusega  $(m, t)$  ning stimuleeritud oleku andmete osa dispersioon on võimalikult suur ja puhkeoleku osa dispersioon võimalikult väike.

Joonistel 2.7a ja 2.7b on illustreeritud näidisandmetel CSP filtri rakendamist, kus  $X_1$ ,  $X_2$  tähistavad kahe EEG kanali mõõtmisi enne CSP filtrit ja  $S_1$ ,  $S_2$  tähistavad kanalite väljundandmeid.



Joonis 2.7: Näide CSP filtrist – (a) andmepunktid enne CSP filtrit, (b) peale CSP filtrit [49].

### 2.5.2.3 Muud tunnuste eraldamise meetodid

Peale eelnevate tehnikate kasutatakse tunnuste eraldamisel ka sõltumatute komponentide analüüsi (ingl *Independent component analysis*), kanoonilist korrelatsioonanalüüsi (ingl *Canonical correlation analysis*), lainik-analüüsi (ingl *Wavelet analysis*) ja peakomponentide analüüsi (ingl *Principal component analysis*) [2, 31].

Sõltumatute komponentide analüüs lahutab segunenud EEG signaali liidetavateks alamkomponentideks, st signaali allikateks, mida saab kasutada ebavajalike signaalide filtreerimiseks [2]. Peakomponentide analüüsis leitakse andmestiku lineaarselt mittekorreleeruvad peakomponendid, mida kasutatakse andmestiku dimensionaalsuse vähendamiseks [2]. Lainikud on muutuva sageduse ja piiratud kestusega funktsioonid, mis võimaldavad analüüsida signaali üheaegselt nii aja- kui ka sagedusdomeenis [2]. Kanoonilise korrelatsioonanalüüsi puhul kasutatakse andmestike analüüsiks kovariatsioonimaatrikseid, et maksimeerida korrelatsiooni kahe juhuslikest muutujatest koosneva vektori vahel [31].

## 2.6 Klassifitseerimine

Alapeatükis antakse ülevaade klassifitseerimisest (AALI neljas etapp joonisel 2.1) ja kirjeldatakse kahte AAL kontekstis kasutatavat algoritmi – lineaarset diskriminantanalüüsi (LDA) ja tugivektorklassifitseerijat (SVM).

Masinõppes uuritakse algoritme, mis on võimelised andmete alusel õppima või otsuseid tegema. Tunnuste eraldamisel saadakse tunnusvektorid, mis tähistavad kindlat klassi või

olekut. Klassifitseerija eesmärk on leida funktsioon või mudel, mille alusel tõlgitakse tunnusvektor vastavaks väljundklassiks. Seega otsib klassifitseerimisalgoritm tunnuste ja väljundklasside vahelisi sõltuvusi ning loob nende alusel mudeli, et uue tunnusvektori korral saaks prognoosida, millise väljundklassiga kõige tõenäolisemalt tegemist on. Kui klassifitseerija treenimisel on teada, milline tunnusvektor vastab millisele väljundklassile, kutsutakse seda juhendatud õppeks (ingl *supervised learning*). Juhendamata õppe (ingl *unsupervised learning*) korral pole väljundklasside kuuluvus teada ning seega analüüsitakse treeningandmete struktuuri ja omavahelisi sõltuvusi, et jaotada need vastavatesse gruppi või klastrisse.

Antud töös kasutatakse ainult juhendatud õppega algoritme. Algoritmide tööpõhimõtete kujutamiseks oletame, et treeningandmestik  $A_{treen}$  koosneb  $n$  elemendist kujul  $(\vec{x}_1, y_1), \dots, (\vec{x}_n, y_n)$ , kus väljundklass  $y_n$  on kas 1 või  $-1$  (binaarne) ja tähistab tunnusvektorit  $\vec{x}_n$ .

### 2.6.1 LDA

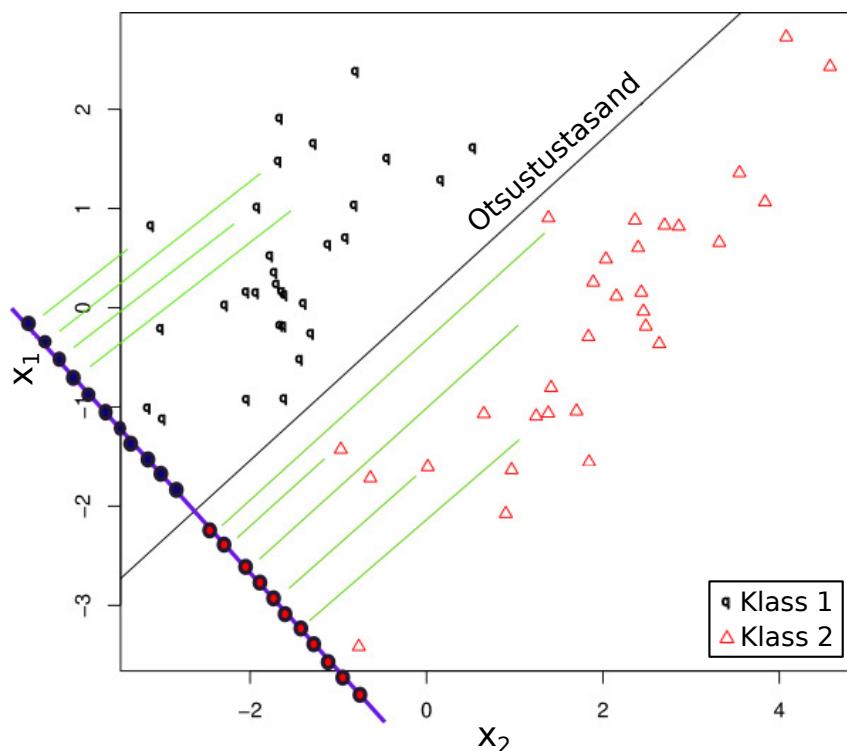
LDA meetodit kasutatakse statistikas, kujundituvastuses ja masinõppes, et karakteriseerida või eraldada kahte või enamat klassi olekuid. Selleks leitakse lineaarne kombinatsioon tunnustest, mida võib kasutada kas lineaarse klassifitseerijana või andmete dimensionaalsuse vähendamiseks, kus andmed projekteeritakse sobivale hüpertasandile [2].

Järgnev on ülevaade LDAst lineaarselt eraldatavate andmete näitel kasutades treeningandmestikku  $A_{treen}$ . Algoritmi eesmärgiks on leida projektsioonivektor  $\vec{w}$  ja läveparameeter  $c$ . Tulemus saavutatakse maksimeerides klassidevahelise dispersiooni ja klassidesisese dispersiooni suhet [50, 51]. Peale  $\vec{w}$  ja  $c$  leidmist on klasse eraldav otsustustasand (ingl *decision boundary*) defineeritud valemiga (2.3) ning uus tunnusvektor  $\vec{x}$  on määratav klassiks  $y$  valemiga (2.4):

$$g(\vec{x}) = \vec{w} \cdot \vec{x} - c \quad (2.3)$$

$$y = \begin{cases} 1 & \text{kui } g(\vec{x}) > 0 \\ -1 & \text{kui } g(\vec{x}) \leq 0 \end{cases} \quad (2.4)$$

Joonisel 2.8 on illustreeritud näidisandmetel LDA käitumist, kus on kujutatud andmete projektsioon hüpertasandile ning klasside otsustustasand:



Joonis 2.8: Näidisandmetel LDA klassifikatsioon [52].

LDA-d kasutatakse AALide puhul algoritmi lihtsuse ja vähese arvutusliku mahu tõttu. Seega on LDA sobilik reaalarajaliseks andmetöötluseks. LDA-d on edukalt kasutatud mitmetes AAL uuringutes [2, 44].

## 2.6.2 SVM

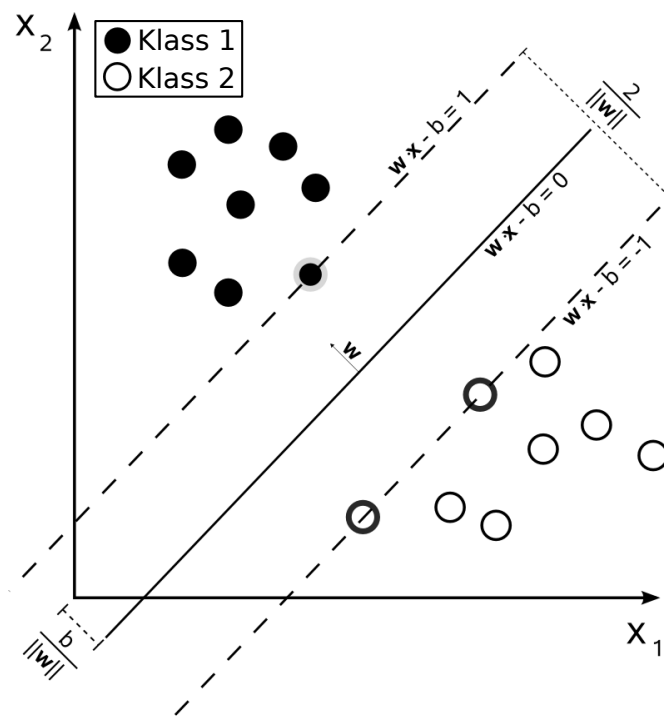
SVMi eesmärk on leida klasse eristav hüpertasand, mis maksimeerib kaugust hüpertasandi ja vastava klassi lähimate treeningpunktide vahel [53]. Leitud hüpertasandit kasutatakse klassifitseerija otsustustasandina. SVMi saab kasutada nii lineaarse kui ka mittelineaarse klassifitseerijana.

Järgnev on ülevaade SVMist lineaarselt eraldatavate andmete näitel kasutades treeningandmestikku  $A_{treen}$ . Algoritmi eesmärk on leida parameetrid  $\vec{w}$  ja  $b$ . Oletame, et eristatav hüpertasand on defineeritud valemiga (2.5) (joonis 2.9), kus  $\vec{w}$  on eristava hüpertasandi normaalvektor [54].

$$\vec{w} \cdot \vec{x} - b = 0 \quad (2.5)$$

Eraldavale tasandile kõige lähimate punktide alusel luuakse kaks tugivektorit  $\vec{w} \cdot \vec{x} - b = 1$  ja  $\vec{w} \cdot \vec{x} - b = -1$ , mille kaugus üksteisest on  $\frac{2}{\|\vec{w}\|}$ . Et maksimeerida kaugust tasandite vahel, tuleb minimeerida  $\|\vec{w}\|$  [53, 55]. Pärast  $\vec{w}$  ja  $b$  leidmist klassifitseeritakse uus tunnusvektor  $\vec{x}$  klassiks  $y$  valemiga (2.6):

$$y = \begin{cases} 1 & \text{kui } \vec{w} \cdot \vec{x} - b > 0 \\ -1 & \text{kui } \vec{w} \cdot \vec{x} - b \leq 0 \end{cases} \quad (2.6)$$



Joonis 2.9: Tugivektorklassifitseerija näide [54].

SVM ja LDA on otsustustasandi rakendamise mõttes võrdlemisi sarnased, kuid algoritmide erinevus seisneb otsustustasandi leidmises. SVMe on AALI kontekstis laialdaselt kasutatud [2, 44], kuna tegu on võrdlemisi lihtsa ja robustse algoritmiga, mis annab häid tulemusi isegi siis, kui treeningandmestik on väike või võrdlemisi kõrge dimensionaalsusega.

### 2.6.3 Muud klassifitseerijad

Peale SVMi ja LDA kasutatakse AALide puhul näiteks tehiskäitvõrke ja Bayesi klassifitseerimist. Viimase puhul luuakse Bayesi teoreemi alusel tõenäosuslik mudel, millega klassifitseeritakse uued andmepunktid klassi, kuhu nad kõige suurema tõenäosusega kuuluvad [2].

Tehiskäitvõrk (ingl *Artificial Neural Network*) on bioloogilise aju eeskujul loodud arvutuslik masinõppe mudel, mis koosneb omavahel ühendatud sõlmedest ehk nõ "neuronitest". Sõlmed reageerivad sisendile vastavalt aktiveerimisfunktsioonile ning klassifitseerimismudeli treenimise eesmärk on üldjuhul leida sõlmede kaalud, mis klassifitseeriks sisendandmete kuulumise korrektselt vastavasse klassi [2, 44].

## 2.7 AAL uuringute ülevaade

Alapeatükis tuuakse näiteid AAL uuringutest ja rakendustest teema kaupa ning antakse ülevaade Tartu Ülikoolis tehtud AALI teemalistest töödest.

### 2.7.1 Suhtlemine

Suhtlemiseks disainitud AALid on mõeldud eeskätt neuroloogilistest haigustest tekkinud raske puudega, nt CLIS ja LIS, kasutajatele. Tavaliselt põhinevad rakendused virtuaalsel klaviatuuril või kursoriga. SCP juhtsignaalile tuginedes arendasid Birbaumer *et al.* [56]

tekstiredaktori, mis lubas patsientidel valida ekraanilt ükshaaval tähestikust tähti. Obermaier *et al.* [57] löid sarnase seadme, kus kontrollimiseks kasutati SM rütme. Tähestiku 32 sümbolit jaotati vastavalt kasutaja otsusele rekursiivselt kaheks grupiks, kuni jõuti kasutaja poolt valitud täheni. Ühtlasi leidub P300-l põhinevaid tekstiredaktoreid [58][59].

Kui kasutaja on näiteks pime, kasutatakse auditiivseid stiimuleid [60]. Samuti on loodud ka AALiga kasutatavaid veebibrausereid [32][61]. Sellers *et al.* tõestasid, et AALe võib ka pikemal perioodil iseseivalt kodus kasutada [8].

## 2.7.2 Taastusravi ja neuroproteesid

Liikumisvõime taastamine on jäsemete halvatuse korral võimalik funktsionaalse elektristimulatsiooni (ingl *Functional electrical stimulation* ehk FES) abil. FES lubab kasutajal elektrivoolu õigesti lihastele rakendades genereerida tehnikult lihaste kokkutõmbeid [62]. AAL ja FES tehnoloogiad kombineerides löid Pfurtscheller *et al.* [63] rakenduse, milles seljaaju vigastusega kätest halvatud patsient suutis kontrollida oma käsi silindrite haaramiseks. Muller *et al.* [64] tutvustasid aga neuroproteesi, mis lubab seljaajuvigastustega inimestel objekte haarata. Süsteem kasutas erinevatel sagedustel vilkuvaid LED valgusteid ja SSVEP juhtsignaale. Buch *et al.* [65] löid AALi, mis MEG alusel liigutas patsiendi halvatud kätt mehhaanilise ortoosi (välisskeleti) abil.

## 2.7.3 Elukeskkonna kontrollimine

Kuna paljud AALide kasutajad on sügava puudega ning veedavad suure osa ajast kodus, leidub ka AAL uuringuid, mis on suunatud kasutajat ümbritseva keskkonna kontrollimisele. Näiteks Cincotti *et al.* [66] teostasid esmase uuringu, mis üritas integreerida AAL tehnoloogiat kodukeskkonda. Uuringus kasutasid 14 erinevate progressiivsete neuroloogiliste haigustega patsienti süsteemi, mis oli mõeldud erineva liikumisvõimega kasutajate toetamiseks. Süsteem kasutas lihtsamatel juhtudel klaviatuuri ja mikrofoni ning piiratud liikumisvõimega kasutajate puhul SM rütmide põhiseid AALi. Süsteem võimaldas erinevaid sisendeid kasutades kontrollida mitmeid koduseid seadmeid, nt valgustust, televiisorit, telefoni jm. Invasiivseid meetodeid kasutades löid Hochberg *et al.* [67] süsteemi, millega suuresti liikumisvõimetu kasutaja suutis SM rütmide alusel kontrollida arvutikursorit, et tegeleda meilidega või nt kasutada telerit.

## 2.7.4 Liikumine

AAL uuringute üheks tähtsaks osaks on veel liikumisvõimetute või osalise liikumisvõimega inimeste transport. Juba ratastooli iseseisev juhtimine tõstab oluliselt elukvaliteeti. Sellistes rakendustes on kaasaskantavus tähtis ning seega põhineb enamik arendatud süsteemidest EEG-l. Esimestes sellealastes uuringutes töötati välja rakendused, mis võimaldasid kasutajal kontrollida AALiga mobiilset robotit [68]. Hiljem tutvustasid Tanaka *et al.* [69] EEG-l põhinevat ratastooli kontrolli. Uuringus jaotati põrand erinevateks sektoriteks ning kasutaja sai sektorite vahel liikuda kasutades SM rütme. Rebsamen *et al.* [70] disainitud AALiga sai kasutaja ratastooliga ruumis kindlate punktide vahel liikuda, kasutades P300 juhtsignaale. Eelnevate lahenduste üheks suuremaks puuduseks oli vähene paindlikkus ning kohanemisvõime keskkonnale. Seetõttu tutvustasid Iturrate *et al.* [71] süsteemi, mis kaardistab dünaamiliselt kasutaja keskkonda.

## 2.7.5 Tartu Ülikoolis tehtud uurimustööd

Selles alapeatükis antakse ülevaade AAL-teemalistest töödest Tartu Ülikoolis. Kuzovkin [72] uuris erinevaid AAL klassifitseerimismudeleid ning pakkus välja interaktiivse ja kohanemisvõimelise lähenemise AALide treenimiseks. Ingel [31] töötas välja SSVEPil baseeruva AALi, mis põhines erinevatel tunnuste eraldamise tehnikatel ja nende optimeerimisel. Leidub veel töid, kus on üritatud maksimeerida AALi klassifikatsioonitäpsust [73], kasutatud hägusaid klassifikatsioonialgoritme [74] ja rakendus, milles kasutati AALi roboti liigutamiseks [75]. Kokkuvõtvalt võib öelda, et seni Tartu Ülikoolis valminud tööd on edendanud peamiselt AALide signaalitötluse ja klassifitseerimise etappe.

## 2.8 OpenVibe

OpenVibe [76] on avatud lähtekoodiga tarkvaraplatvorm AALide tarkvara disainimiseks, prototüüpimiseks, testimiseks ja kasutamiseks. Platvormi saab kasutada reaalaajaliseks signaalihõiveks ja -tötluseks, klassifitseerimiseks ning visualiseerimiseks. Samuti leidub mitmeid näidisrakendusi, mida AALide puhul tavapäraselt kasutatakse. Platvorm toetab ka mitmeid turul kättesaadavaid AALide signaalihõiveseadmeid.

OpenVibe'i kasutatakse peamiselt meditsiinis puudega inimeste abistamises, neurotagasisides ja reaalaajalises diagnostikas. Samuti kasutatakse seda virtuaalreaalsuse, arvutimängude ning robotika valdkondades.

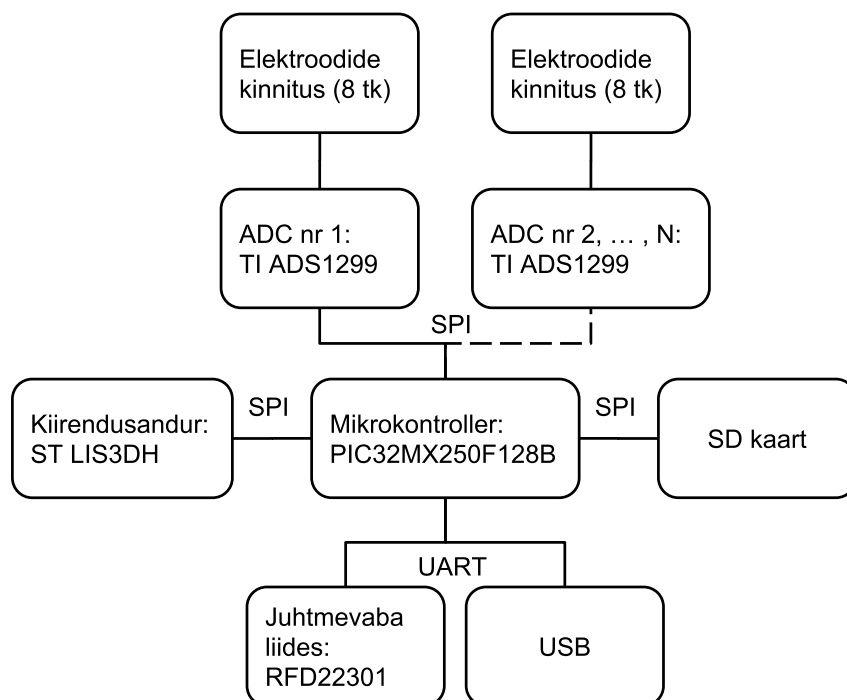
## 2.9 AAL valmistooted ja projektid

Alapeatükis on antud ülevaade turul saadavatest AAL valmistoodetest või projektidest, mida saab AALide arendamisel kasutada. Leidub nii täisfunktsionaalseid AAL lahendusi kui ka signaalihõiveks sobivaid seadmeid, mis vajavad kasutamiseks riist- või tarkvaralisi täiendusi.

### 2.9.1 OpenBCI

OpenBCI [77] on avatud lähtekoodiga projekt, mille eesmärk on pakkuda elektroonikalahendusi EEG, EKG ja EMG signaalihõiveks. Loodud lahendused kasutavad Arduino platvormi, sh Bluetooth-põhist RFDuino platvormi [78]. Kirjutamise hetkel olid avalikult saadaval elektroonikaskeemid kahele seadmele: Ganglion ning Cyton. Elektroodide peanahale kinnitamiseks töötati välja 3D-prinditav Ultracortex kiiver. Andmete kuvamiseks ning seadme testimiseks on saadaval OpenBCI GUI rakendus [79].

Joonisel 2.10 on ülevaade OpenBCI Cyton [80] seadmest. Selle baasvariant toetab 8 kanalit signaalihõiveks ning Daisy-nimelise lisamooduliga saab kanaleid juurde lisada 8 kaupa, nii palju kui SPI (ingl *Serial peripheral interface*) jadasiin ja seadme püsivara võimaldavad. Kirjutamise hetkel oli toetatud kuni 16 kanalit.



Joonis 2.10: OpenBCI Cyton elektroonika ülevaade.

## 2.9.2 Valmistooted

Järgnev on ülevaade olemasolevatest EEG-põhistest AAL seadmetest erinevates hinnakategooriates. AALe eristatakse reeglina toetatud kanalite arvu, diskreetimissageduse ja analoog-digitaalmuunduri (ADC) lahutuse alusel. Tähtsateks parameetriteks on ka elektroodi tüüp ja elektroodide paigutamise modulaarsus. Tabelis 2.5 toodud esimesel kolmel seadmel on passiivsed ning fikseeritud positsioonidel elektroodid. Viimasel kolmel on võimalik valida elektroodide positsioonid ning elektroodi tüüp (passiivne või aktiivne).

AAL	Hind	Kanaleid	Diskreetimissagedus	ADC
NeuroSky MindWave[6]	\$80	1	512 Hz	12 bit
Muse[81]	\$250	4 – 6	220 – 500 Hz	16 bit
Emotiv Epoc[5]	~\$1000	14	256 Hz	16 bit
OpenBCI Cyton[82]	~\$1750	8 – 16	250 Hz – 1 kHz	24 bit
Gtec g.Nautilus[83]	€4500 – €10 000	8 – 64	250 – 500 Hz	24 bit
BioSemi ActiveTwo[84]	€15 000 – €75 000	16 – 256	2 – 16 kHz	24 bit

Tabel 2.5: Ülevaade olemasolevatest AAL seadmetest. ADC tähistab lahutusvõimet.

## 3 Süsteemi nõuded

Peatükis 1.3 kirjeldatud töö eesmärkidest tulenevalt koostati arendatava AAL süsteemi nõuded ja testjuhud. Esmalt on kirjeldatud üldnõuded ning seejärel süsteemi jõudluse miinimumnõuded. Viimasena on püstitatud testjuhud arendatava süsteemi rakenduse valideerimiseks.

### 3.1 Üldnõuded

- Süsteem on kergesti kasutatav, sh ei määri kasutaja nahka ega juukseid ega nõua kasutamisele eelnevalt ettevalmistust või jooksvat hooldust, mille käigus tuleks nt lõigata juukseid. Seade mahub mugavalt pähe ega tohi kasutajale liigset ebamugavust tekitada.
- Seadme elektroodid on korduvkasutatavad.
- Elektroode on võimalik igal kasutuskorral samadele asukohtadele asetada.
- Modulaarne disain, mis võimaldab elektroode vastavalt vajadusele lisada ja ümber paigutada.
- Signaalihõiveseadet on kaasaskantav.
- Normaalingimustel (temperatuuril 20 °C) järjest kasutatav vähemalt 5 tundi.
- Tagatud on juhtmevaba tarkvara käitamise, ümberseadistamise ja püsivara uuendamise võimalus.
- Hind kuni 1000 eur.

### 3.2 Miinimumnõuded AALi jõudlusele

- Eristatakse vähemalt 4 olekut.
- Keskmine reageerimisaeg kasutajale on väiksem kui 7 sekundit.
- Keskmine klassifitseerimistäpsus on suurem kui 70 % ja infoedastuskiirus suurem kui 20 bit/min.
- Nõuetele vastamist on testitud 5 – 10 kasutaja peal.

### 3.3 Testjuhud

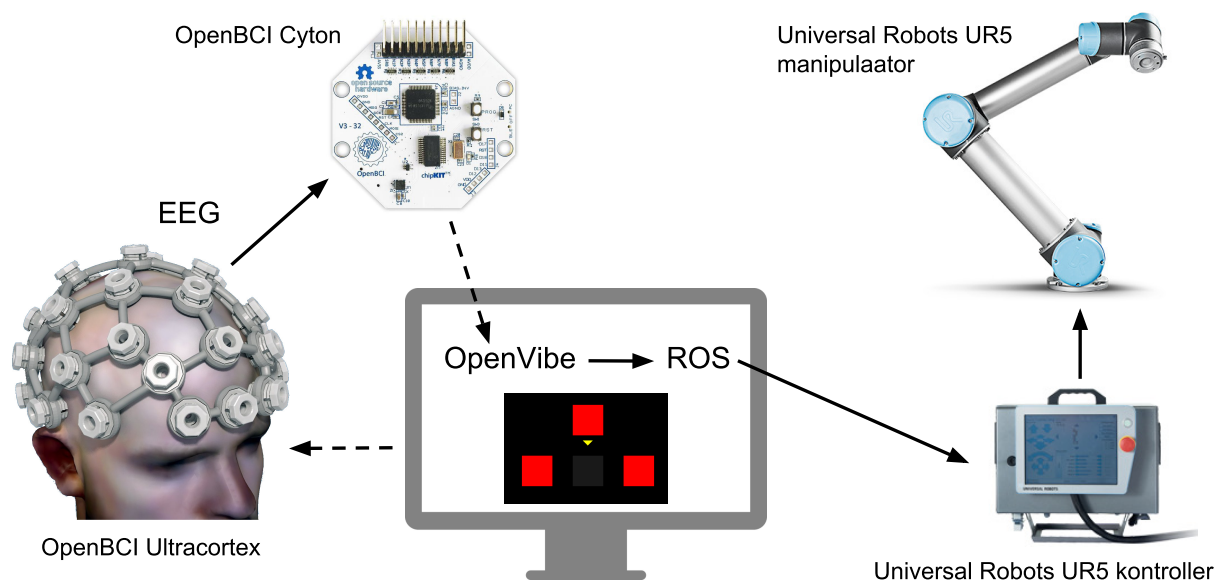
Eesmärgiks on abistada liikumispuudega inimest. Sellest tulenevalt püstitati süsteemi kasutamisel kaks testjuhtu:

- Testjuht 1: kasutaja saab robotmanipulaatorit kontrollida kahes vabadusastmes, st üles, alla, paremale või vasakule (5 min jooksul).
- Testjuht 2: kasutaja saab valida ühe kahest objektist ja tuua selle enda juurde käsi-jalgu kasutamata (5 min jooksul).

## 4 Disain

Antud peatükis kirjeldatakse detailselt eelnevalt püstitatud eesmärgi ja nõudeid täitva AALI disaini, konkreetset aparatuuri ning tarkvara ülesehitust.

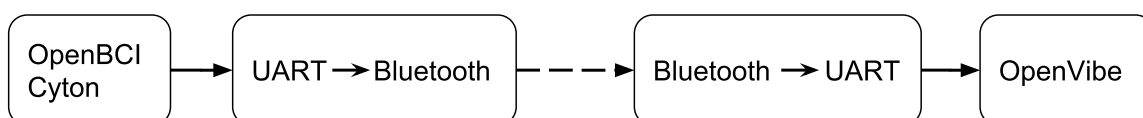
Joonisel 4.1 on kujutatud süsteemi ülevaade, millel on näha peamised riist- ja tarkvaralised komponendid: mehhaanika EEG elektroodide kinnitamiseks (OpenBCI Ultracortex), signaaliühõive elektroonika (OpenBCI Cyton), tarkvaraplatvormid OpenVibe ja ROS, arvutiekraanil SSVEP stiimulid ning robotmanipulaatoriga UR5 [85] seotud komponendid. Täiendavalt kasutati töös ka robotmanipulaatorit Franka Emika Panda [86].



Joonis 4.1: Süsteemi ülevaade.

### 4.1 Süsteemi kommunikatsiooni ülevaade

Joonisel 4.2 on kirjeldatud OpenBCI Cyton seadme ja OpenVibe liidestamine. Cytoni ja arvuti vaheliseks kommunikatsiooniks loodi Rfduino Bluetooth mooduliga virtuaalne jadaliides (kasutades UART protokollit) ning andmete vastuvõtmiseks kasutati OpenVibe'is vastavat OpenBCI draiverit. Peamiselt kasutati süsteemi juhtmevabas režiimis, mille osa süsteemist on esitatud punktiirjoonega.



Joonis 4.2: OpenBCI Cyton ja OpenVibe kommunikatsiooni ülevaade.

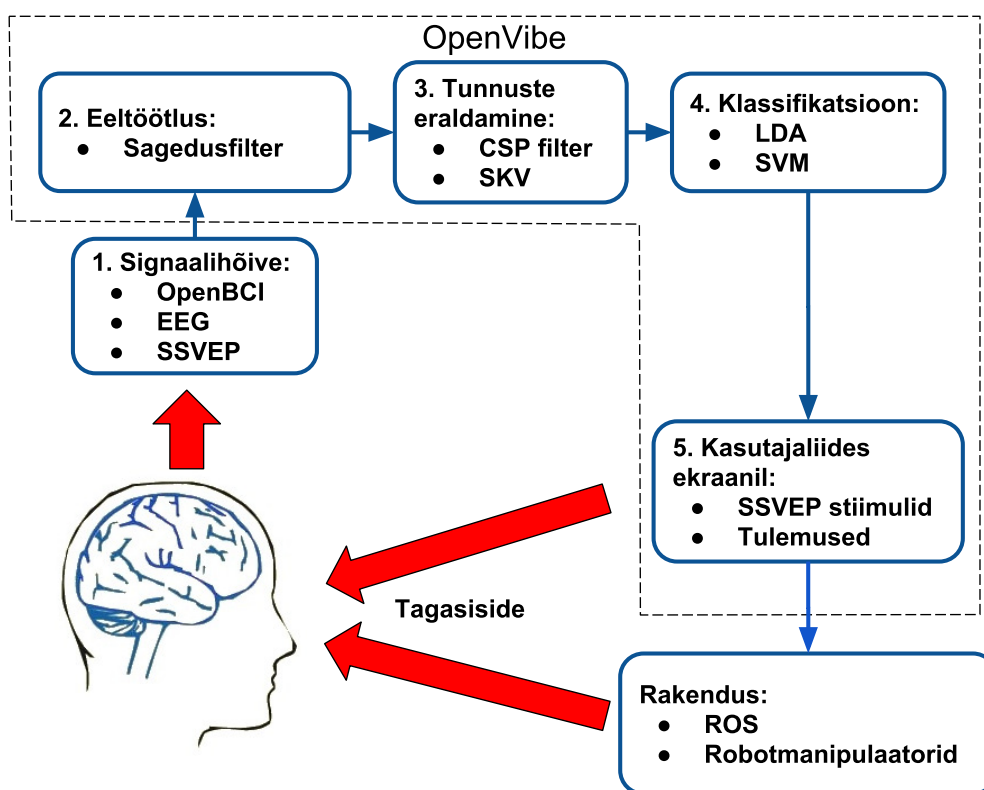
OpenVibe'i ja ROSi liidestamiseks kasutati TCP/IP soklit. OpenVibe'is seati üles TCP/IP server käskude saatmiseks ning ROSis klient käskude vastuvõtmiseks. ROS suhtles roboti kontrolleri üle TCP/IP protokolliga. Süsteemi plokkiskeem on kirjeldatud joonisel 4.3.



Joonis 4.3: OpenVibe, ROS ja roboti kommunikatsiooni ülevaade.

## 4.2 AALi komponentide disain

Joonisel 4.4 on kirjeldatud AALi komponentide disain, mis järgib üldise AAL süsteemi arhitektuuri etappe 1 – 5 (joonis 2.1). Järgnevalt kirjeldatakse valikuid lähemalt.



Joonis 4.4: AALi komponentide ülevaade.

Lähtuvalt peatükis 3 loetletud nõuetest ja ajukuvaviiside võrdlusest Tabelis 2.1 valiti signaali hõive meetodiks EEG (etapp 1). ECoG, MEG, fMRI tüüpi ajukuva välistati, kuna antud tehnoloogiad on väljaspool laboreid keerukas kasutada. NIRS asemel valiti EEG, kuna viimasel on parem ajaline lahutusvõime ja mõõdetakse otseselt ajutegevusega seotud signaale. Järgnevalt püstitati nõuded signaali hõive elektroonikale. Seadmel pidi olema minimaalselt:

- 8 kanalit,
- 250 Hz diskreetimissagedus,
- 16-bitine ADC lahutusvõime.

Nõuetest lähtuvalt valiti elektroonika aluseks OpenBCI Cyton seade (peatükk 2.9). Kuigi Emotiv Epoc seade vastab samuti seatud nõuetele, on seadme elektroodid fikseeritud positsioonidel ning seega ei täida peatükis 3 püstitatud modulaarsuse nõuet. Samuti on Cytonil Epociga võrreldes parem ADC lahutusvõime ja diskreetimissagedus. Kuna OpenBCI on avatud lähtekoodiga projekt, otsustati AAL seade koostada ise.

AAL juhtsignaalide seast valiti SSVEP. VEP-põhise süsteemi kasuks räägib teiste juhtsignaalidega võrreldes potentsiaalselt suurem infoedastuskiirus (Tabel 2.2) ning võrreldes SCP ja SM rütmidega, vajab VEP lühemat kasutaja ja süsteemi treenimist. Nõuetest lähtuvalt kasutati 4 erineval sagedusel vilkuvat SSVEP stiimulit.

Eeltöötleses kasutati digitaalseid Butterworthi IIR ribapääsfiltreid ja ribatõkkefiltreid (etapp 2). Tunnuste eraldamiseks (etapp 3) kasutati CSP filtrit ja kindla ribalaiuse SKVd. Kuigi SSVEP puhul kasutatakse tunnuste eraldamiseks tihti kanoonilist korrelatsioonanalüüsi, otsustati CSP kasuks, kuna viimane on laialdaselt kasutatud nii SSVEP-põhiste AALide kui ka teiste juhtsignaalide puhul ning Tartu Ülikoolis on SSVEP ja kanoonilise korrelatsioonanalüüsi alal juba võrdlemisi sarnaseid uuringuid läbi viidud [31]. Klassifitseerimisalgoritmideks (etapp 4) valiti LDA ja SVM, kuna mõlemad klassifitseerijad kuuluvad enim kasutatud EEG-põhiste reaalaajaliste AALide sekka [44].

Mitmed arendatud tarkvarakomponendid kasutavad OpenVibe'i, kuna platvormiga kaasneb mitmeid näidiseid, k.a. SSVEPiga seonduvaid [87], ja tüüpiliselt AAL andmetöötleses kasutatavaid funktsioone. Sellest tulenevalt kasutati OpenVibe'i ka peamise kasutajaliidesena (etapp 5) nii SSVEP stiimulite kuvamiseks kui ka kasutajale tagasiside esitamiseks.

### **4.2.1 Rakendusega seotud otsused**

Valitud kahe robotmanipulaatori juhtimiseks kasutati arendusplatvormi ROS [88]. ROS on raamistik robotite tarkvara loomiseks ning erinevate seadmete integreerimiseks. See on erinevate töövahendite, tarkvarateekide ja tavade kogu, mille eesmärk on lihtsustada keeruliste ja robustsete robotsüsteemide arendust. ROS pole eraldiseisev operatsioonisüsteem, kuid pakub sarnaseid võimalusi nagu näiteks riistvara abstraktsioon, riistvaralähedane kontroll, ühist funktsionaalsust eri seadmetele, sõnumite edastamist protsesside vahel ning tarkvarapakettide haldamist. Kuna ülesannete lahendamiseks valiti ROS, saab loodud tarkvara lihtsasti korduvkasutada ka teiste ROSi toega robotite peal.

## **4.3 Aparatuur**

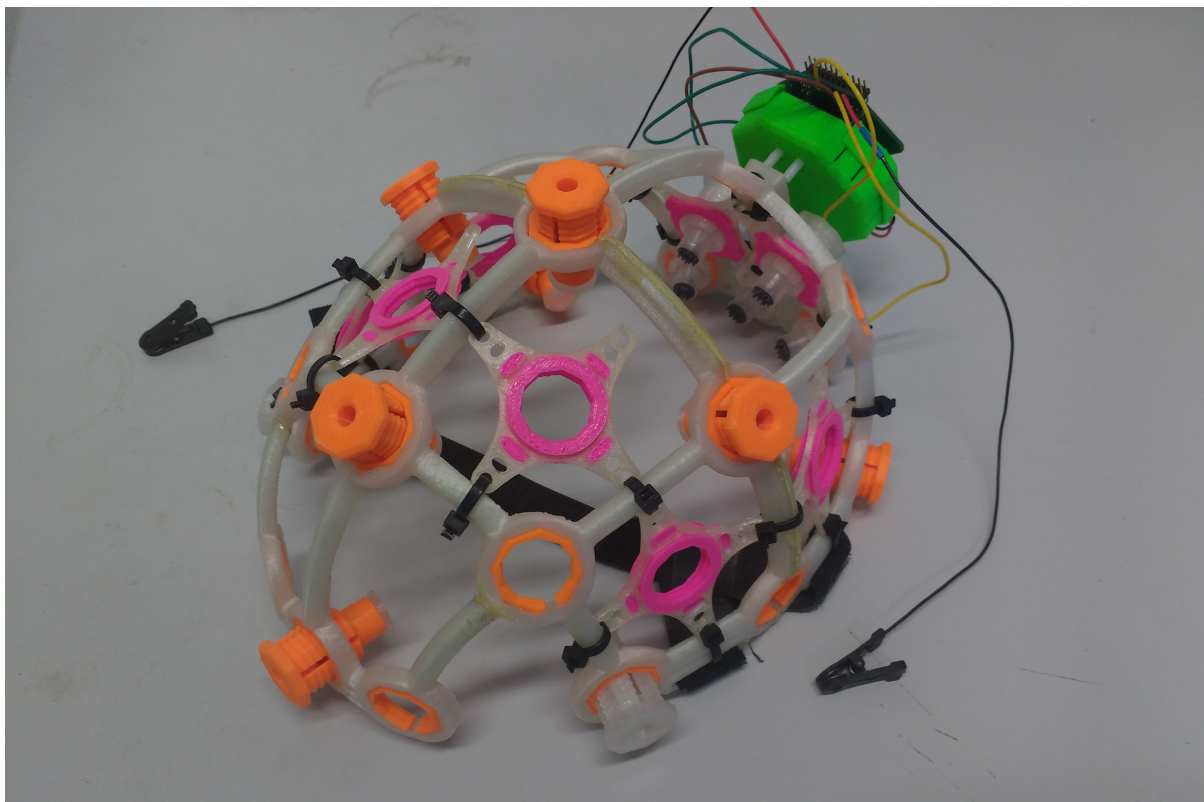
Antud alapeatükis kirjeldatakse AAL signaalihõive riistvaralahenduse koostamist ja sellega seonduvaid tegevusi.

### **4.3.1 Elektroonika**

Töö käigus koostati 16-kanaliline AAL elektroonika, st OpenBCI Cyton baasvariant ja üks lisamoodul.

Lisamooduli elektroonikaskeemis parandati viga, mis takistas erinevaid ADCsid omavahel üheaegselt diskreetimiseks sünkroniseerida. Paranduseks tuli lisamooduli ADC (ADS1299) CLKSEL viik 52 sisendpinge viigult (DVDD) lahti ühendada ja selle asemel ühendada maandusega (DGND) viigul 49 nagu illustreeritud joonisel 4.5. OpenBCI originaalsed elektroonikaskeemid on saadaval OpenBCI GitHub lehel [89].





Joonis 4.6: Valminud seade OpenBCI Cytoni ja Ultracortex kiivri alusel.

## 4.4 Signaali kvaliteedi kontroll

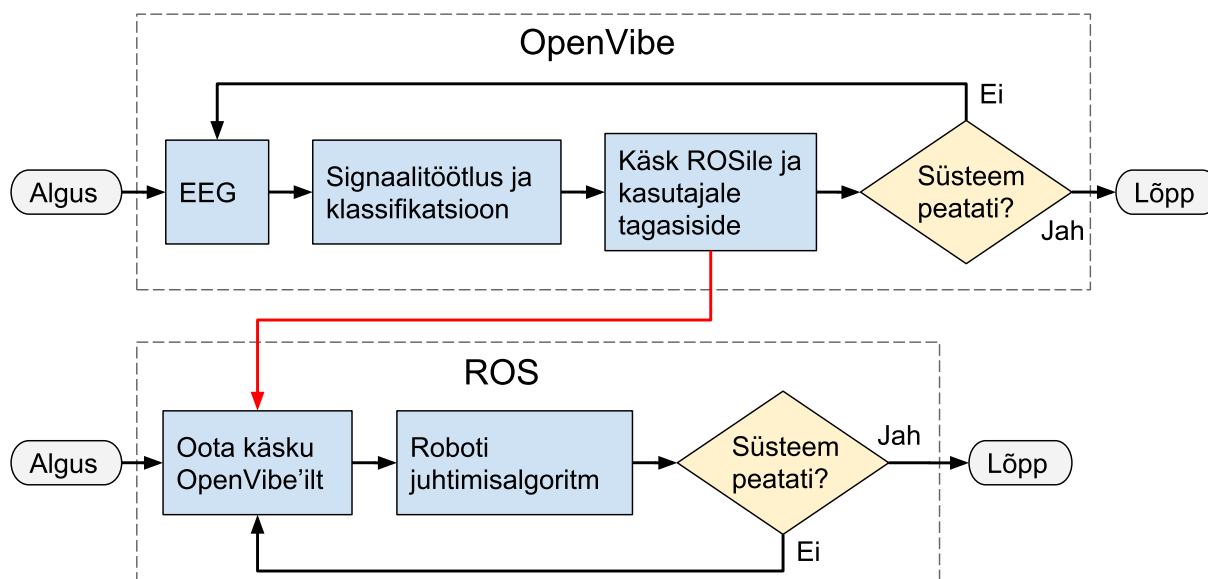
Enne igat AALI kasutamist tuleb esmalt teostada signaali kvaliteedi kontroll veendumaks, et kõik vajalikud elektroodid on töökorras ning peanaha ja elektroodi vaheline impedants jääb alla 40 k $\Omega$ . Signaali kvaliteeti kontrolliti OpenBCI GUI rakendusega. Impedantsi saab mõõta viies OpenBCI GUIs huvipakkuvad elektroodid impedantsirežiimi. Impedantsi mõõdetakse sagedusel 31.25 Hz. Samuti tehakse kindlaks, et signaalides ei esineks ebatavalisi müra- või tulenevaid häiringuid ning et kasutaja tegevus, nt silmade pilgutamine, tooks esile eeldatavaid muutusi EEG signaalides.

## 4.5 Tarkvara ülevaade

Kogu tarkvaralahenduses kasutati signaalitöötlemise ja klassifitseerimise jaoks OpenVibe'i ning robotite juhtimiseks ROSi. Kuna ROSi saab täisfunktsionaalselt kasutada Linuxil, realiseeriti kogu tarkvaralahendus operatsioonisüsteemil Ubuntu 16.04, kuhu paigaldati ROS Kintic ning OpenVibe versioon 2.0.1. Süsteemi tarkvara kirjeldus on jaotatud kolmeks komponendiks:

- signaalitöötlus ja klassifikatsioon,
- kasutajaliidese kirjeldus,
- robotmanipulaator ja ROS.

Joonisel 4.7 on tarkvara ülevaatlik plokk skeem OpenVibe'i ja ROSi suhtes. OpenVibe ja ROS on eraldi protsessid, millest esimene saadab teisele käskude vastavalt klassifikatsiooni tulemustele (kujutatud joonisel punase noolega) ning kuvab kasutajale vastavat tagasisidet.



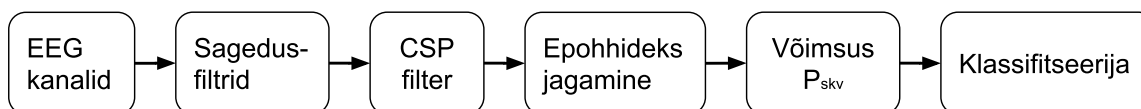
Joonis 4.7: OpenVibe'i ja ROSi plokk skeem.

#### 4.5.1 Signaalitöötlus ja klassifikatsioon

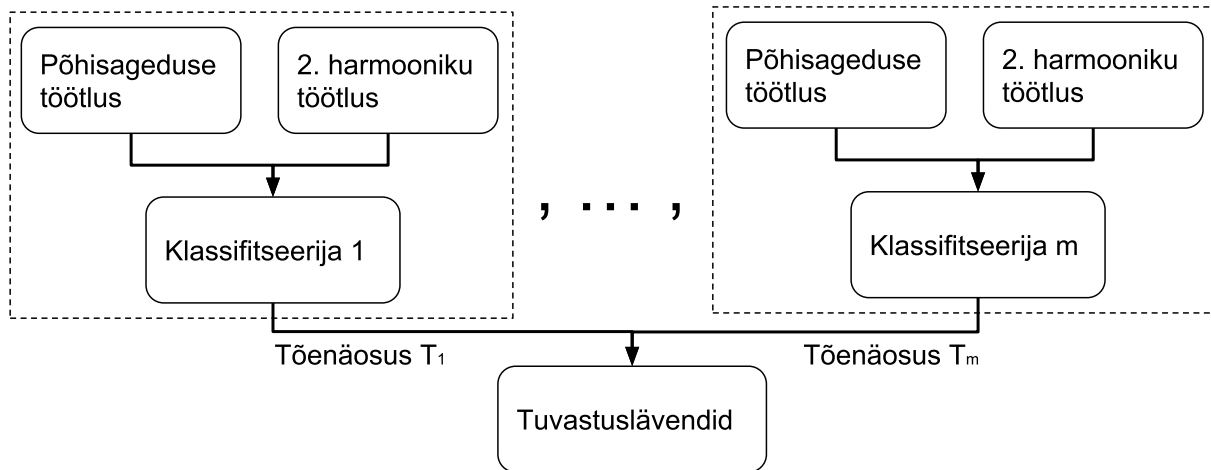
Alapeatükis on kirjeldatud süsteemi klassifitseerimisprotsess. Signaalitöötlemise voo skeem on kujutatud joonisel 4.8 ning klassifitseerimis-süsteemi ülevaade joonisel 4.9. Järgnevalt on kirjeldatud signaalitöötlemise sammud:

- Ribapääsfiltriga isoleeritakse huvipakkuv sagedusvahemik vastavalt stiimulile ning eemaldatakse ribatõkkefiltriga 50 Hz müra.
- Rakendatakse CSP filter ning jaotatakse signaal jooksvalt epohhideks vastavalt mõõtmisakna kestusele.
- Epohhi kohta leitakse SKV naturaallõgaritmilisel skaalal ( $P_{skv}$ ).

Töötlus tehakse iga stiimuli põhisageduse ja 2. harmooniku andmetel. Iga stiimuli kohta kasutati eraldi klassifitseerijat, st kokku  $m = 4$  tk.

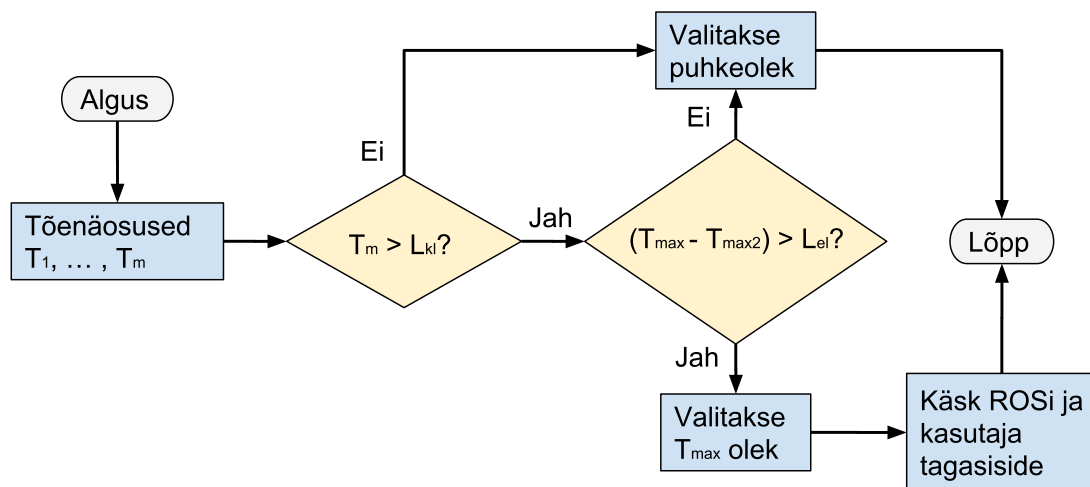


Joonis 4.8: Ühe harmooniku töötlemine.



Joonis 4.9: Klassifitseerimis-süsteemi ülevaade.

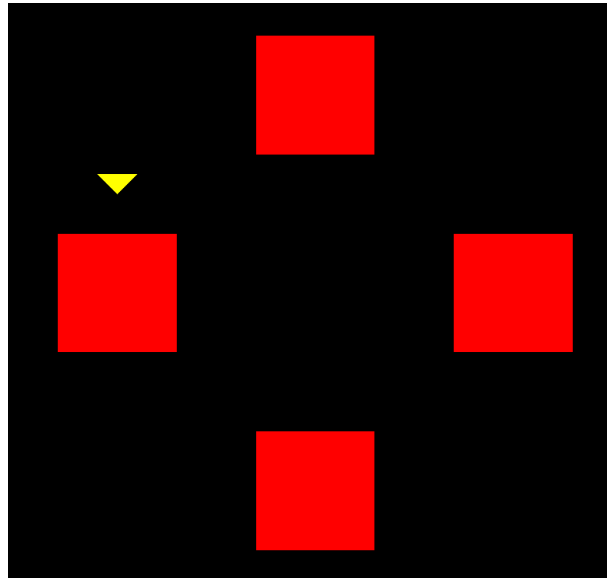
Tuvastuslävendite kontrollis jälgitakse, kas andmete kuulumise tõenäosus  $T_m$  klassi  $m$  ületab teatud baaslävendit  $L_{kl}$ . Kuna baaslävendit võivad ületada korraga mitmed klassifitseerijad, määrati lisatingimus, et suurima  $T_{max}$  ja suuruselt teise  $T_{max2}$  klassifitseerimis-tõenäosuse vahe peab ületama lävendit  $L_{el}$ . Joonisel 4.10 on kujutatud lävendite kontrolli plokskeem. Eduka tuvastuse korral, st kui ületatakse mõlemad lävendid, antakse kasutajale tulemusest tagasisidet ning saadetakse käsk ROSile. Kui lävendeid ei ületata, eeldatakse puhkeolekut.



Joonis 4.10: Lävendikontrolli plokskeem.

#### 4.5.2 Kasutajaliidese kirjeldus

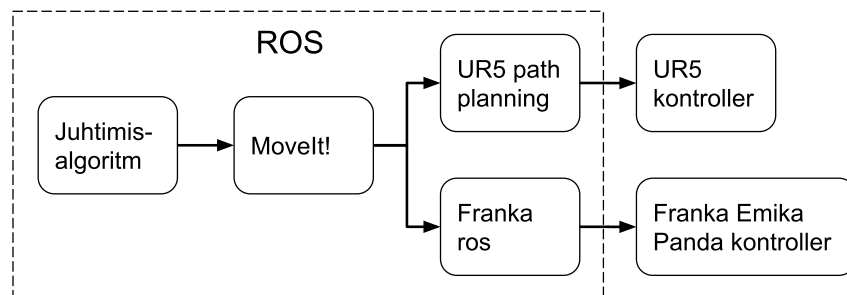
SSVEP stiimulite kuvamiseks kasutati OpenVibe GUI. Joonisel 4.11 on kujutatud 4 ruudukujulist punast stiimulit. Vastavat stiimulit jälgides saab kasutaja väljendada oma taht. Kasutaja saab prognoositud klassi kohta tagasisidet kollase noolega.



Joonis 4.11: Kuvatud SSVEP stiimulite asukohad. Kollane nool näitab prognoositud olekut.

### 4.5.3 Robotmanipulaator ja ROS

Järgnevalt on kirjeldatud ROSi tarkvara arhitektuur ja robotmanipulaatorite juhtimisalgoritmide. Süsteemi illustreeriv mudel on kujutatud joonisel 4.12.



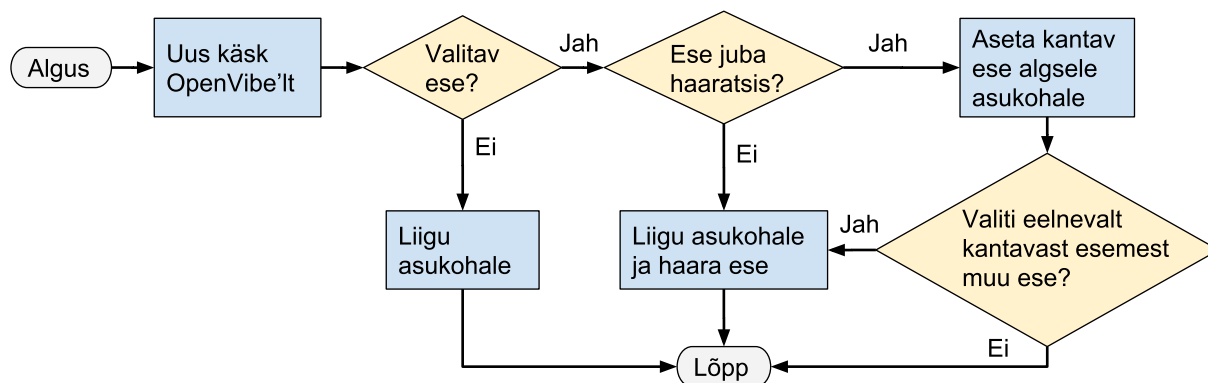
Joonis 4.12: ROSi tarkvara ülevaade.

Robotite ülesseadmiseks ja käitamiseks kasutati IMS Robotics *UR5 path planning* [92] teegi mugandatud varianti UR5 roboti jaoks ning *Franka ros* [93] teeki Franka Emika Panda jaoks. Robotite liigutamiseks ja teekonna planeerimiseks kasutati ROSi *MoveIt!* teeki [94]. Kasutades eelnevaid teeki, koostati robotite juhtimisalgoritmide mõlema püsitatud testjuhu jaoks.

Mõlema testjuhu puhul ootab ROS esmalt käsku OpenVibe'lt. Testjuht 1 puhul uue käsu vastuvõtmisel liigutatakse UR5 robotmanipulaatorit kindlas suunas. Iga stiimul vastab ühele liikumissuunale (üles, alla, paremale või vasakule).

Testjuhu 2 eesmärk oli tuua valitud ese kasutaja juurde. Testjuhu puhul järgitakse uue käsu vastuvõtmisel plokk skeemi joonisel 4.13, kasutades Franka Emika Panda robotmanipulaatorit ja roboti haaratsit. AALil on 4 klassi ning iga klass tähistab ühte ettenähtud roboti asukohta. Roboti asukohad tähistati järgnevalt: Ese 1, Ese 2, Kasutaja ja Puhkeasend. Esmalt tehakse kindlaks, kas kasutaja valis eseme asukohta. Kui tegu pole esemega, liigutakse valitud asukohale (nt Kasutaja või Puhkeasend). Vastasel juhul, kui robot ei kannu juba mingit eset, minnakse valitud eseme juurde ja võetakse see roboti haardesse.

Kui robot juba kannab nt Eset 1 ning valiti selle asukoht, viiakse see tagasi eseme algsele asukohale. Kui aga valiti Ese 2, viiakse kantav Ese 1 tagasi ning seejärel haaratakse Ese 2.



Joonis 4.13: Testjuht 2 plokkskeem.

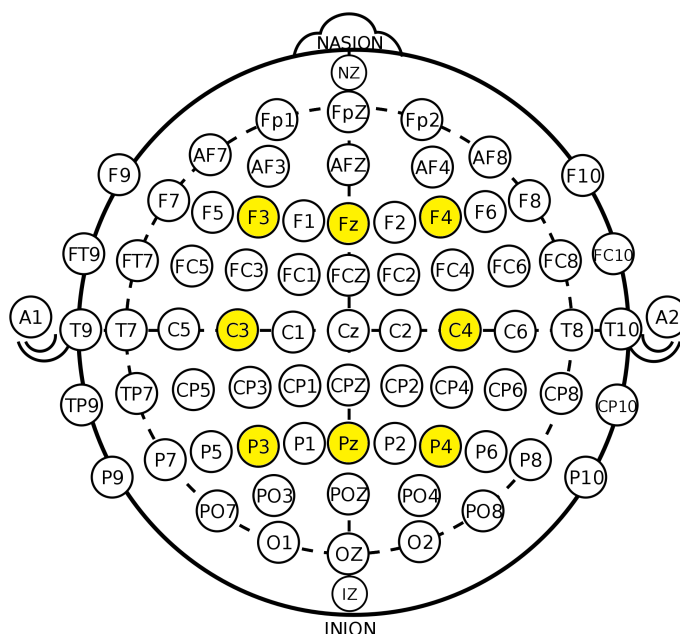
## 5 Valideerimine

Antud peatükis kirjeldatakse süsteemi teostatavuskontrolli, püstitatud katset ja antakse ülevaade AAL süsteemi valideerimiseks, jõudluse määramiseks ja AALide omavahel võrdlemiseks vajalikest hindamiskriteeriumitest. Samuti kirjeldatakse süsteemi optimeerimist ja katsete tulemusi.

### 5.1 Teostatavuskontroll

Valminud seadme ajusignaalide tuvastamise üldise funktsionaalsuse kinnitamiseks uuriti, kas seade suudab eristada kasutajal suletud silmadega (lõdvestunud) ja avatud silmadega (ärksaid) olekuid.

Kasutaja asetab AAL seadme endale pähe ja läbiti signaali kvaliteedi kontroll. Seejärel mõõdeti EEG signaale 3 katse etapil, mille jooksul hoidis kasutaja silmi igal etapil  $X$  sekundit lahti ja seejärel  $Y$  sekundit kinni. Esimesel etapil olid  $X/Y$  vastavalt 15/15, teisel 20/20 ja kolmandal 15/15. Katse eesmärk oli tuvastada alfa-rütmide ribalaiusel (8 – 13 Hz) erinevus EEG signaalide ja sageduskomponentide amplituudides. Suletud silmadega olekus eeldatakse amplituudide suhtelist kasvu [25]. Joonisel 5.1 on kujutatud katse käigus kasutatud 8 elektroodi 10–20 süsteemi alusel.

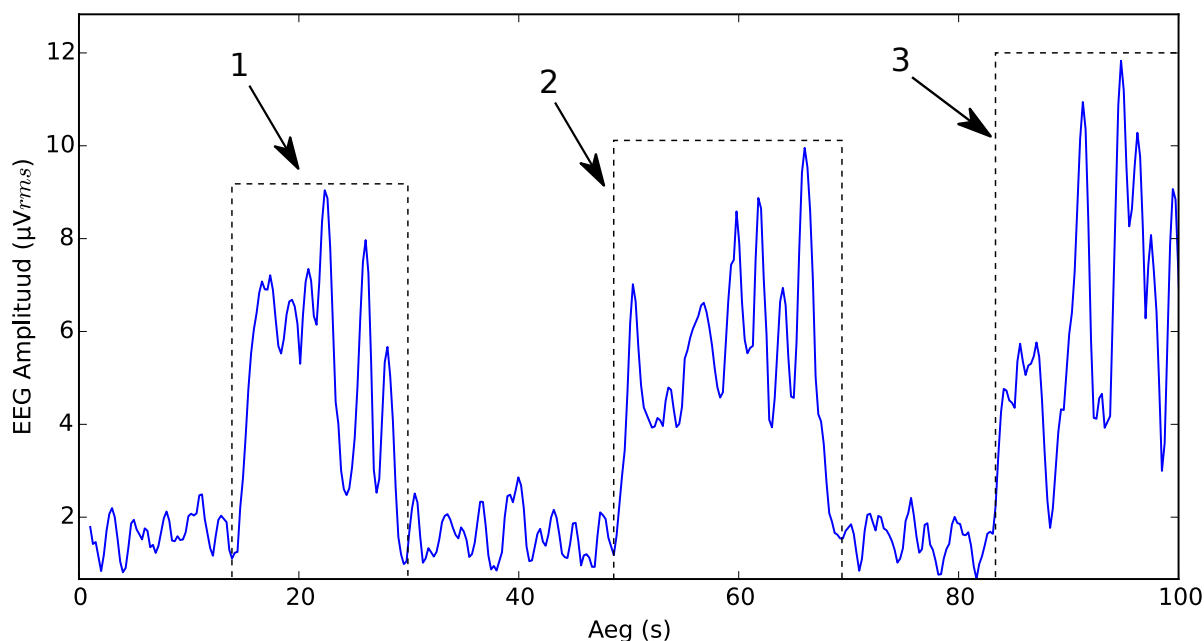


Joonis 5.1: Teostatavuskontrollil kasutatud 8 elektroodi (kollased) [95].

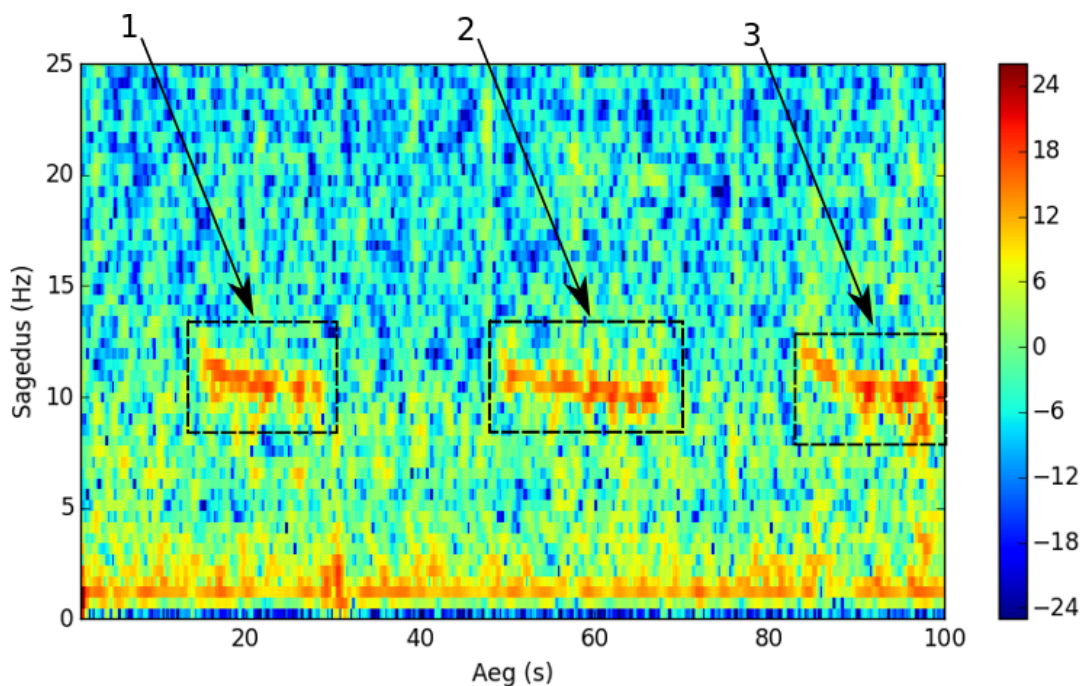
Mõõtmiste tulemused on joonistel 5.2 – 5.4 ning need kujutavad 10–20 süsteemi alusel kanalit "Pz". Joonisel 5.2 on nooltega tähistatud amplituudi suurenemine alfa-rütmide

ribalaiusel igal etapil, kus kasutaja silmi kinni hoidis (ajaperioodidel 15 – 30 s, 50 – 70 s ja 85 – 100 s). Joonisel 5.3 on kanali spektrogramm, kus värviskaalal on kujutatud PSD suhteline intensiivsus (punane on intensiivseim). Nooltega on tähistatud muutused alfa-rütmide ribalaiusel suletud silmadega katsetappidel. Joonisel 5.4 on esitletud PSD muutus logaritmilisel skaalal (ribalaiuse sammuga 1 Hz), sõltuvalt sagedusest mõlema oleku jooksul. Noolega on juhitud tähelepanu alfa-rütmide ribalaiusele, kus on näha oleku muutustega kaasnenud PSD erinevused.

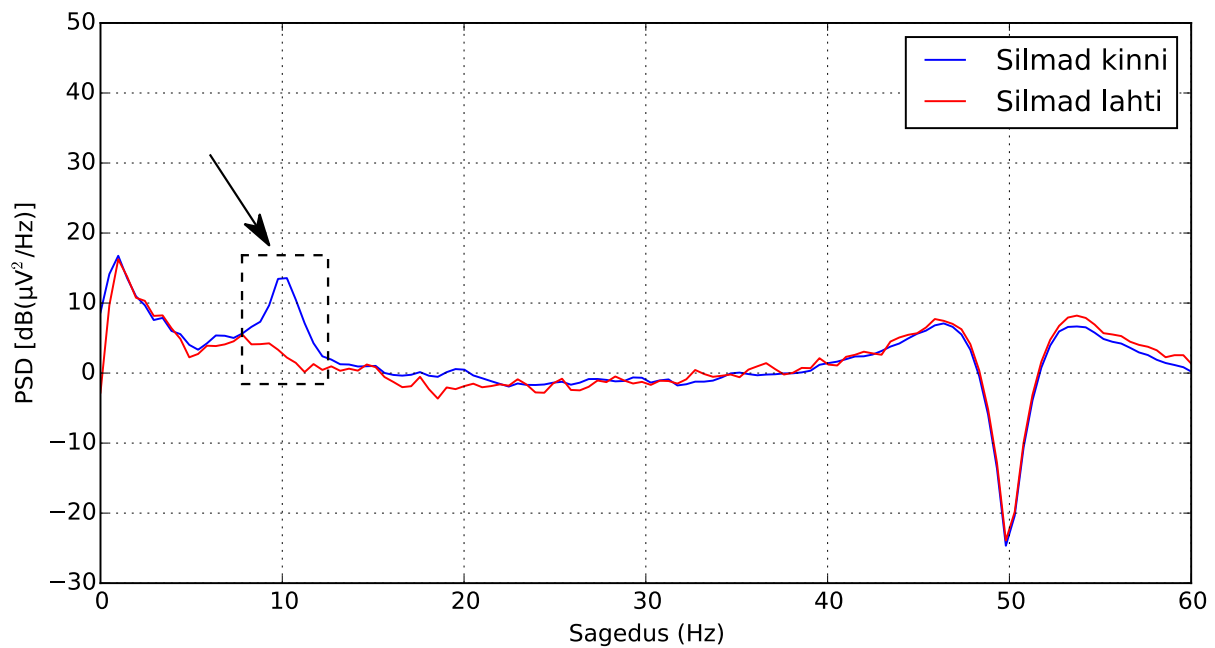
Tulemustest võib järeldada, et süsteem oli võimeline suletud ja avatud silmadega olekut eristama ning et oleku vahetusega kaasnes oodatav reaktsioon alfa-rütmide ribalaiusel.



Joonis 5.2: Kanali "Pz" alfa-rütmide amplituudi muutus ajas.



Joonis 5.3: Kanali "Pz" spektrogramm.



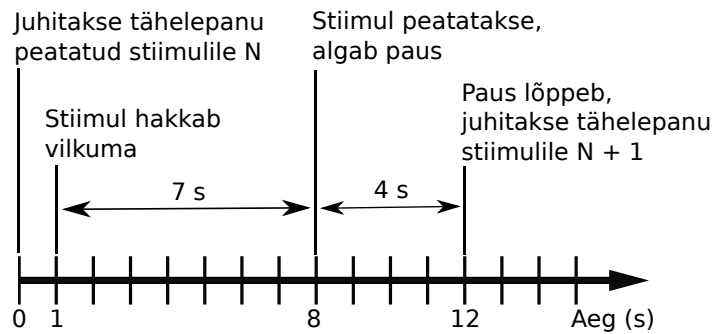
Joonis 5.4: Kanali "Pz" PSD sõltuvalt sagedusest.

## 5.2 Katse

Järgnevalt on püstitatud töös süsteemi esmakordsel kasutamisel häälestamiseks ja jõudluse hindamiseks kasutatud katse. Peale häälestamist on süsteemi kasutamine lihtsam – enne tuleb läbida ainult signaali kvaliteedi kontroll.

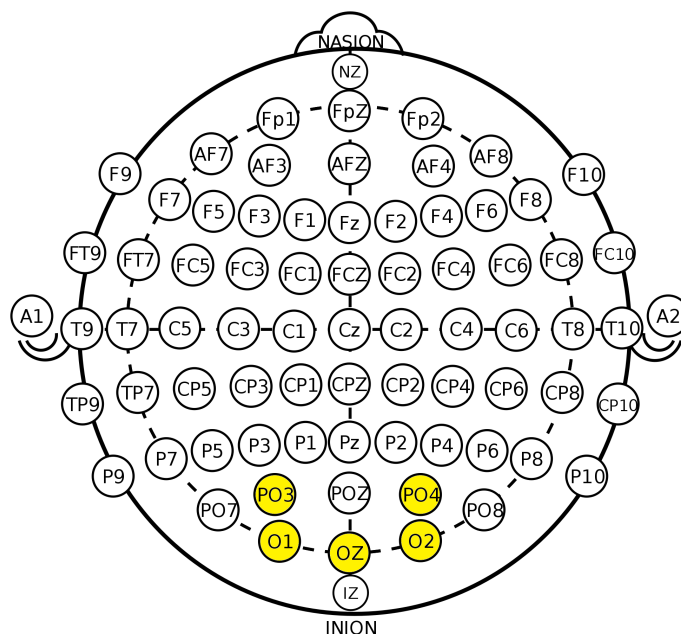
Katses kasutati nelja SSVEP stiimulit, mis vilguvad erinevatel sagedustel. Kuna SSVEP stiimulite kuvamiseks kasutati arvutiekraani, on vilkuvate stiimulite sagedus seotud ekraani värskendussagedusega (60 Hz). Seetõttu saab lihtsasti kuvada stiimuleid, mis on 60 Hz jagatud valitud täisarvuga, nt  $60/4 = 15$  Hz. Sellest tulenevalt kasutati kombinatsioone järgnevatest sagedustest: 30, 20, 15, 12, 10, 8.57 ja 7.5 Hz. Joonisel 4.11 on näidatud nelja stiimuli paigutus. Lisaks oli üheks sihtmärgiks veel asukoht vilkuvate ruutude keskel, et paika panna puhkeolek.

Enne häälestamise algust peab kasutaja läbima signaali kvaliteedi kontrolli. Katse käigus suunatakse kasutaja tähelepanu ühele sihtmärgile – stiimulile või puhkeolekule – ning kasutaja peab seda jälgima 7 s (joonis 5.5). Järgneb paus 4 s. Seejärel minnakse juhuslikult valitud järgmise sihtmärgi juurde. Protsessi korratakse iga stiimuli kohta 10 korda. Treeningandmestik koosneb kogu katse jooksul salvestatud kasutaja EEG signaalidest. Testandmestik koguti samal põhimõttel, kuid igat stiimulit esitati 8 korda. Signaalide diskreetimissagedus oli kõikidel katsetel 250 Hz.



Joonis 5.5: Katse sündmuste järgnevus ühe stiimuli piires.

10–20 standardi alusel valiti 5 elektroodi asukohta, mis on seotud silmade visuaalse andmetöötusega – st aju kuklasagara piirkonnaga, kus asub visuaalkorteks (joonis 5.6).



Joonis 5.6: Katse jooksul kasutatud 5 elektroodi (kollased) [95].

Katsed viidi läbi kokku 8 täiskasvanud vabatahtliku peal. Kõigil osalejatel oli õigus mistahes hetkel katses loobuda, isikustatavaid andmeid katsete käigus ei kogutud ega salvestatud. Subjekt 1, subjekt 2, ... , subjekt 8 on järgnevalt esitatud lühenditega S1, S2, ... , S8. Süsteemi jõudluse valideerimiseks erinevatel sagedustel kasutati S1 – S4 puhul stiimuleid sagedusega 20, 15, 12, 10 Hz, S5 – S6 puhul 30, 20, 12, 7.5 Hz ning S7 – S8 puhul 12, 10, 8.57, 7.5 Hz. S3 ning S4 olid varem kasutanud sarnaseid SSVEP-põhiseid süsteeme, ülejäänud subjektid tegid sellist tüüpi katset esmakordselt.

Katse käigus tehti lühikesi puhkepause (joonis 5.5), mistõttu esineb ka salvestatud andmetikes pause perioode. Töös kasutati nii süsteemi treenimiseks kui ka jõudluse hindamiseks ainult stimuleeritud perioode, st andmeid ilma pausideta.

## 5.3 Tulemuste hindamine

Üks prognoosimiseks kasutatavate mudelite või algoritmide peamisi hindamiskriteeriume on prognooside täpsus. Binaarse klassifitseerija puhul on prognoosi korrektsuse hindamiseks vajalik info koondatav järgnevasse veemaatriksisse (ingl *confusion matrix*) [96] Tabelis 5.1:

	Prognoositud positiivne	Prognoositud negatiivne
Tegelik positiivne	TP	FN
Tegelik negatiivne	FP	TN

Tabel 5.1: Veemaatriks binaarse klassifitseerija korral.

- TN on juhtude arvu, kus prognoosi kohaselt uuritavat sündmust ei oleks tohtinud toimuda ja tegelikult ka ei toimunud – st tõeselt negatiivsete juhtude arv (ingl *true negative*);
- FN on ekslikult negatiivseks prognoositud juhtude arv – nõ valenegatiivsete juhtude arv (ingl *false negative*);
- TP on tõeselt positiivsete juhtude arv (ingl *true positive*);
- FP on ekslikult positiivseks ennustatud sündmuste arv – nõ valepositiivsete arv (ingl *false positive*).

Veemaatriksi alusel leitakse mitmed prognoosi korrektsuse hindamiseks kasutatavaid karakteristikuid (ingl *operating characteristics*). AAL kontekstis on nendest enim kasutatud täpsus (ingl *accuracy*), kordustäpsus (ingl *precision*) ja saagis (ingl *recall*) [97]. Samuti leidub mõõdikuid, mille eesmärk on veemaatriksit hinnata ühe koefitsendiga – F1 skoor, Matthew korrelatsiooni kordaja (ingl *Matthews correlation coefficient*) ja Coheni kappi kordaja (ingl *Cohen's kappa coefficient*) [96]. Järgnevalt on kirjeldatud, kuidas arvutada töös kasutatud karakteristikuid:

$$\text{Täpsus} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (5.1)$$

$$\text{F1 skoor} = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \quad (5.2)$$

Kui pole mainitud teisiti, on töös järgnevalt täpsus, F1 skoor ja veemaatriksite tulemused esitatud suhtarvuna skaalal 0 – 1.

### 5.3.1 Infoedastuskiirus

Eelnevad mõõdikud kirjeldavad süsteemi täpsust, kuid ei võta arvesse aega, mis kulub klassifitseerimisele. Infoedastuskiirust (ingl *Information transfer rate* ehk ITR) [98] arvutatakse valemiga (5.3):

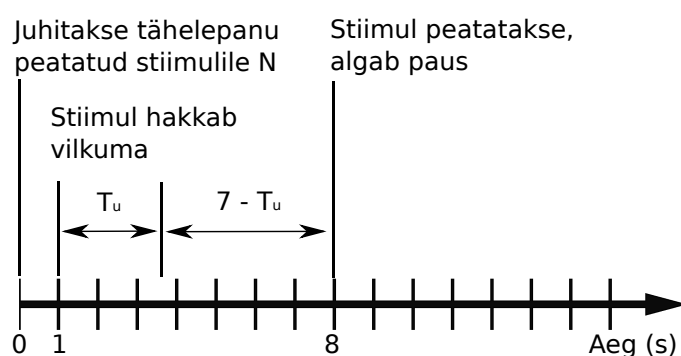
$$\text{ITR} = (\log_2 N + P * \log_2 P + (1 - P) * \log_2 [(1 - P)/(N - 1)]) * \frac{60}{T}, \quad (5.3)$$

kus N tähistab eristatavate olekute arvu, P täpsust ja T keskmist klassifitseerimisele kuluvat tuvastusaega (s).

### 5.3.2 Keskmise tuvastusaeg klassifitseerimisel

Klassifitseerija keskmise tuvastusaaja (KTA) arvutamine koosnes kahest osast – tuvastusaeg uue stiimuli korral ja jätkuvalt sama stiimulit jälgides. Süsteemil on 4 eristatavat olekut ning eeldame, et iga stiimuli juhusliku valimise tõenäosus on võrdne, st  $\frac{1}{4}$ . Seega, kui kasutaja jälgib ühte stiimulit, on jälgitavast erineva stiimuli valimise tõenäosus  $\frac{3}{4}$ . Katse püstitusest tulenevalt defineeriti seega KTA  $T_k$ , ajakulu uue stiimuli esmakordseks klassifitseerimiseks  $T_u$ , ajakulu jätkuvalt sama stiimuli klassifitseerimiseks  $T_h$  ning 7 sekundi jooksul stiimuli kohta tehtud prognooside arv  $P_k$ . Protsessi sündmuste järgnevus on illustreeritud joonisel 5.7. Keskmise tuvastusaeg on seega arvutatav valemiga (5.4):

$$T_k = \frac{3}{4}T_u + \frac{1}{4}T_h, \text{ kus } T_h = \frac{7 - T_u}{P_k - 1} \quad (5.4)$$



Joonis 5.7: Sündmuste järgnevus KTA arvutamiseks, tuletatud joonisest 5.5.

## 5.4 Süsteemi optimeerimine

Alapeatükis antakse ülevaade süsteemi jõudluse parandamiseks vajalikust häälestamise optimeerimisest. AALI käitumist saab kontrollida teatud süsteemiparameetrite muutmise teel. Tähtsamad süsteemiparameetrid arendatud AALil on järgnevad:

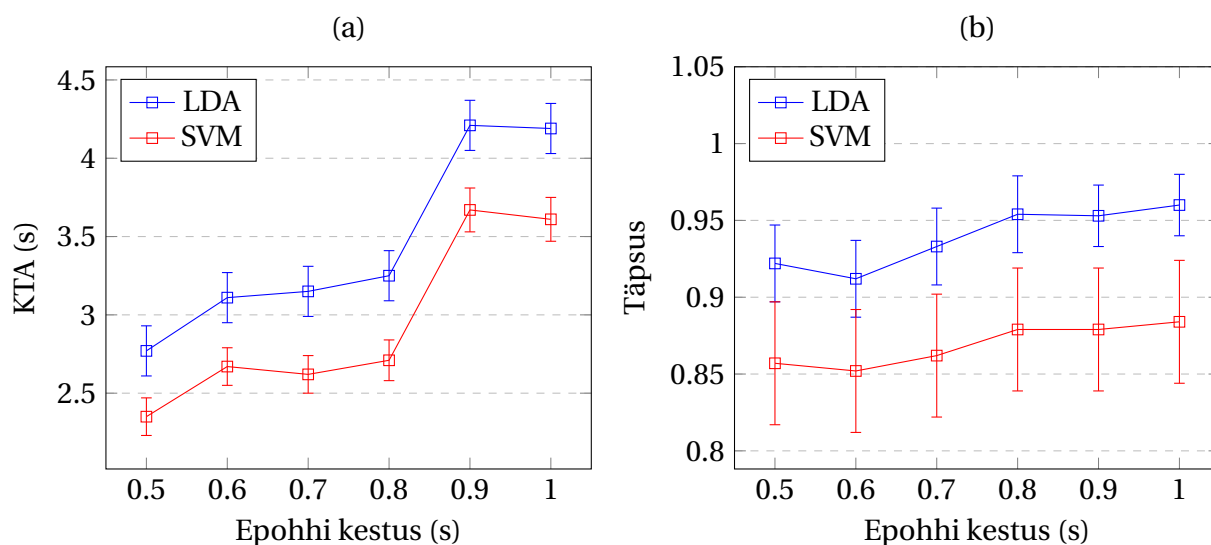
- epohhi (mõõtmisakna) kestus,
- ribapääsfiltri pääsuala,
- tuvastuslävendid  $L_{kl}$  ja  $L_{el}$ .

Kuna ITR väljendab samaaegselt nii süsteemi täpsust kui KTAd, valiti ITR süsteemi jõudluse hindamise peamiseks mõõdikuks. Seega oli süsteemi optimeerimise põhimõtteks maksimeerida keskmist ITR üle kõigi kasutajate nii, et samaaegselt oleksid täidetud süsteemi miimumnõuded (Peatükk 3). Leiti üldised süsteemiparameetrid, et täita nõudeid samaaegselt kõigi 8 kasutaja kohta. Süsteemi optimeerimisel kasutati 5-kordset ristvalideerimist (ingl *cross-validation*) [99]. Süsteemi töötamiskiirus vastas epohhi kestusele, nt tehti iga 1 s tagant selle sekundi jooksul kogutud andmetel klassifikatsioon. Tulemustes võrreldakse LDA ja SVM klassifitseerijaid.

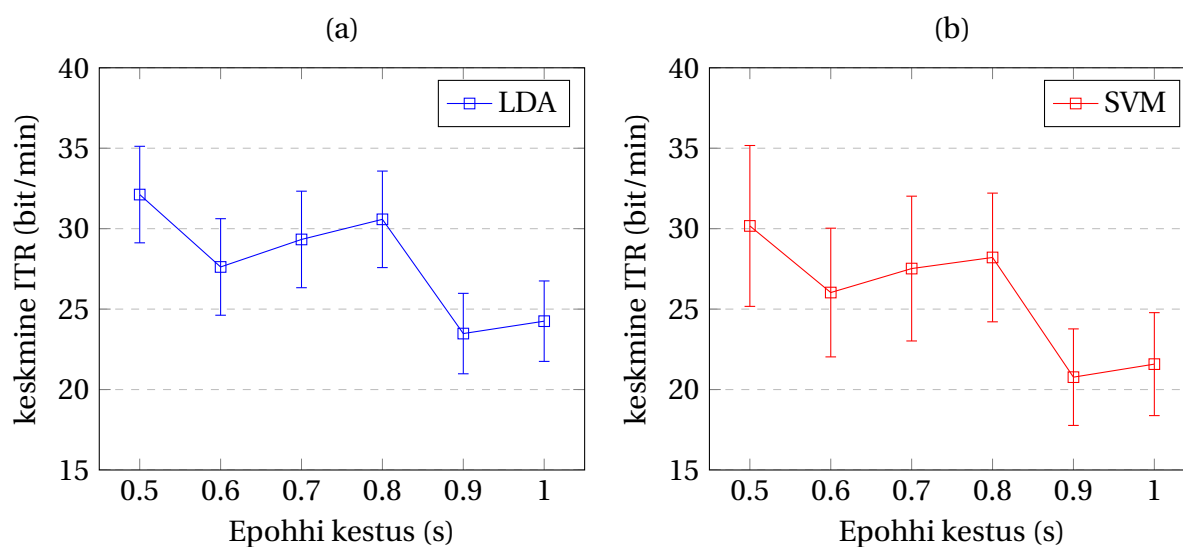
### 5.4.1 Epohhi kestus

Parameetri määramisel võeti eesmärgiks leida minimaalne epohhi kestus. Tulemuste saamiseks muudeti epohhi kestust, jättes teised parameetrid vaikeväärtustele. Vaikeväärtusteks valiti ribapääsfiltri pääsuala 0.5 Hz, klassifitseerija baaslävendiks  $L_{kl}$  oli 0.5 ning  $L_{el}$  oli 0.25. Optimeerimiseks valiti epohhi kestused 0.5, 0.6, ..., 1.0 s.

Joonistel 5.8a ja 5.8b on kujutatud vastavalt KTA ja täpsuse sõltuvus epohhi kestusest. Kuna ITR sõltub KTAst ja täpsusest, on joonistel 5.9a ning 5.9b kujutatud ITRi sõltuvus epohhi kestusest vastavalt klassifitseerijale. Jooniselt nähtub, et epohhi kestuse lühenemisel ITR üldjuhul kasvab. Tabelis 5.2 on esitatud epohhi kestuse muutmisega seotud tulemused. Maksimaalsest ITRist lähtuvalt valiti järgneval optimeerimisel epohhi kestuse vaikeväärtuseks 0.5 s.



Joonis 5.8: (a) ja (b) vastavalt KTA ja täpsuse sõltuvus epohhi kestusest LDA ja SVM puhul.



Joonis 5.9: ITRi sõltuvus epohhi kestusest vastavalt (a) LDA ja (b) SVM klassifitseerija puhul.

Tabel 5.2: Valideerimisel saadud tulemused sõltuvalt epohhi kestusest.

	Epohh (s)	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0	Keskmine
LDA	ITR (bit/min)	<b>32.12</b>	27.62	29.33	30.58	23.48	24.25	28.05
	Täpsus	0.922	0.912	0.933	0.954	0.953	0.960	0.939
	KTA (s)	2.77	3.11	3.15	3.25	4.21	4.19	3.43
SVM	ITR (bit/min)	<b>30.17</b>	26.03	27.52	28.21	20.77	21.58	25.71
	Täpsus	0.857	0.852	0.862	0.879	0.878	0.884	0.868
	KTA (s)	2.35	2.67	2.62	2.71	3.67	3.61	2.94

#### 5.4.2 Ribapääsfiltri pääsuala ja tuvastuslävendid

Ribapääsfiltri pääsuala ja tuvastuslävendite leidmiseks kasutati juhuslikku otsingut (ingl *random search*) [100], kus igal otsingu iteratsioonil valiti juhuslikult uued parameetreid vastavalt viimati kasutatud parameetritele, parameetrite vahemikule ja uuendusraadiusele.

Kuna valitud stiimulite põhisedused on võrdlemisi lähestikku, tuli ribapääsfiltri pääsuala valida vastavalt. Pääsuala võib olla maksimaalselt väikseimate kasutatud sageduste vahe, st  $8.57 - 7.5 = 1.07$  Hz. Ideaalis peaks filtri pääsuala olema võimalikult väike, kuid kuna SSVEP signaalid varieeruvad põhiseduse ümbruses teatud piires, valiti optimeerimiseks pääsuala vahemik 0.2 – 1.0 Hz (uudendusraadius 0.05). Baaslävendi  $L_{kl}$  optimeerimiseks valiti vahemik 0.25 – 0.75 (uudendusraadius 0.05) ning eristuslävendiks  $L_{el}$  valiti vahemik 0.1 – 0.5 (uudendusraadius 0.025). LDA ja SVM klassifitseerijatele leiti süsteemiparameetrid eraldi.

LDA puhul leiti parimateks parameetriteks: ribapääsfiltri pääsuala 0.51, baaslävend  $L_{kl}$  0.46, eristuslävend  $L_{el}$  0.22. SVM puhul leiti ribapääsfiltri pääsuala 0.60, baaslävend  $L_{kl}$  0.48, eristuslävend  $L_{el}$  0.12. Parameetrid ümardati 2. kümnendkohani. Tabelis 5.3 on kirjeldatud valideerimisel saadud tulemused leitud süsteemiparameetritega.

Tabel 5.3: Valideerimisel saadud tulemused optimeeritud süsteemiparameetritega. K tähistab vastava rea keskmist väärtust.

	Subjekt	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	K
LDA	ITR (bit/min)	27.86	35.43	51.72	45.12	48.20	30.40	31.22	37.91	<b>38.48</b>
	Täpsus	0.96	0.98	1.00	1.00	1.00	0.82	0.96	0.96	0.96
	KTA (s)	3.60	3.12	2.32	2.66	2.49	2.08	3.21	2.68	2.77
SVM	ITR (bit/min)	21.48	24.44	60.88	41.46	50.89	24.09	33.85	50.10	<b>38.40</b>
	Täpsus	0.76	0.76	1.00	0.96	0.96	0.72	0.93	0.97	0.88
	KTA (s)	2.32	2.00	1.97	2.49	2.02	1.72	2.70	2.13	2.17

## 5.5 AALi tulemused

Eelnevalt optimeeritud parameetrite alusel testiti süsteemi testandmestikul, mille tulemusel osutus keskmise ITR alusel parimaks SVM klassifitseerija. Tulemused on esitatud Tabelis 5.4. Kõigi kasutajate keskmine F1 skoor oli LDA puhul 0.95(0.039) ja SVM puhul 0.91(0.072). Keskmine testandmestikul tehtud prognooside arv oli LDAGA 186 ning ning SVMiga 240.

Tabel 5.4: Testandmestikul saadud tulemused optimeeritud süsteemiparameetritega. K tähistab vastava rea keskmist väärtust.

	<b>Subjekt</b>	<b>S1</b>	<b>S2</b>	<b>S3</b>	<b>S4</b>	<b>S5</b>	<b>S6</b>	<b>S7</b>	<b>S8</b>	<b>K</b>
LDA	ITR (bit/min)	31.66	30.14	54.44	35.25	40.72	31.27	37.15	40.73	37.67
	Täpsus	0.96	0.92	1.00	0.97	0.96	0.85	0.98	0.97	<b>0.95</b>
	KTA (s)	3.23	2.96	2.20	3.05	2.46	2.20	2.93	2.59	2.70
SVM	ITR (bit/min)	29.93	29.78	65.62	40.32	49.02	30.59	44.38	50.51	<b>42.52</b>
	Täpsus	0.83	0.81	1.00	0.96	0.95	0.80	0.96	0.96	0.91
	KTA (s)	2.19	2.00	1.83	2.52	1.99	1.89	2.25	2.04	<b>2.09</b>

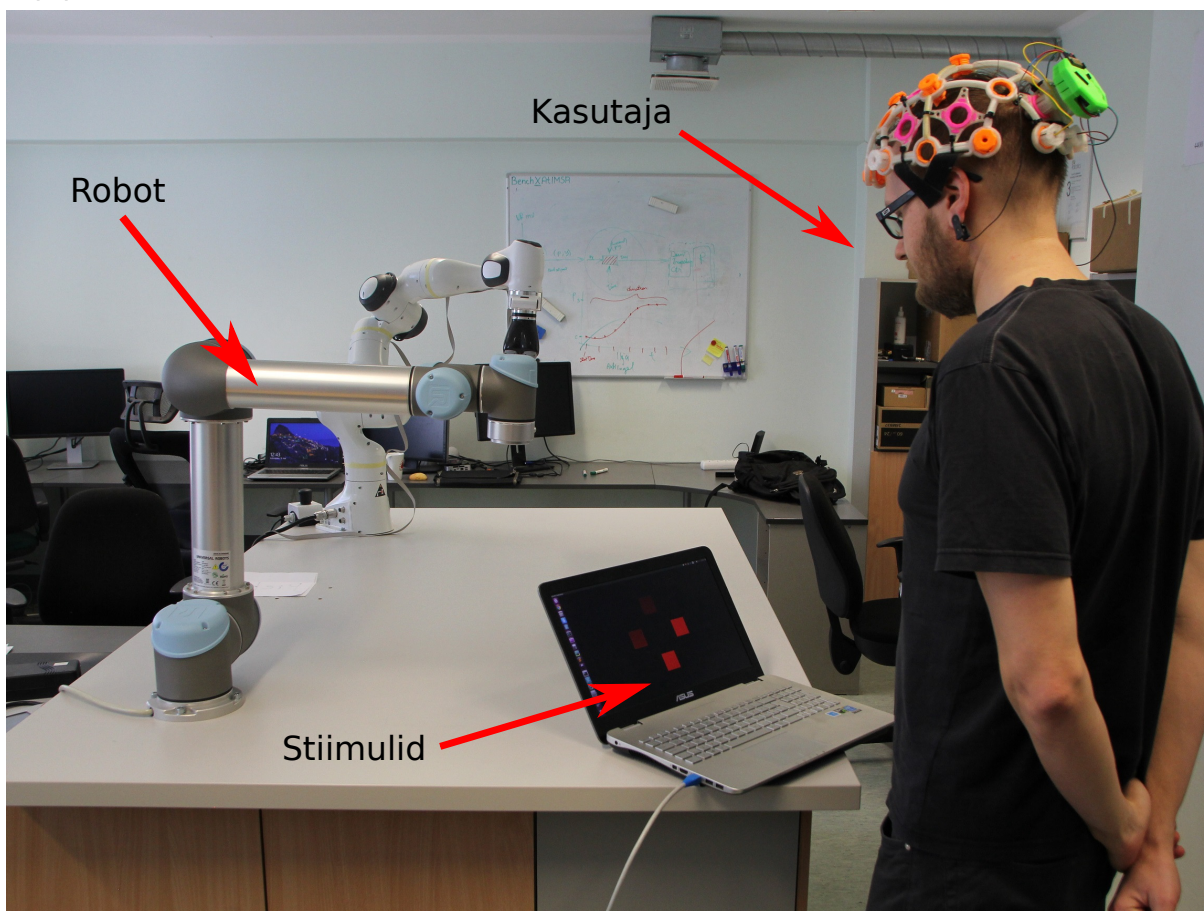
## 5.6 Testjuhtude tulemused

Alapeatükis on kirjeldatud testjuhtude tulemused. Arendatud AALi jõudlust mõõdeti 8 kasutaja peal, et valideerida AALi funktsionaalsus. Testjuhte robotmanipulaatoritega teostati aga ühel kasutajal. Testjuhu 1 eesmärgiks oli demonstreerida robotmanipulaatori juhtimist kahes vabadusastmes ning testjuhu 2 puhul valitud eseme toomist kasutaja juurde. Mõlema testjuhu puhul suutis kasutaja kontrollida robotit ettenähtud viisil 5 minuti jooksul.

Joonisel 5.10 on kujutatud UR5 manipulaatori liigutamist ühes vabadusastmes. Joonis 5.10a kujutab algolekut, kus robot on neutraalses asendis ning joonistel 5.10b ja 5.10c on näha vastavalt roboti (viimase lüli) liikumist alla ja üles.

Joonisel 5.11 on kujutatud Franka Emika Panda manipulaatori tegevusi testjuhu 2 puhul. Joonisel 5.11a on robot puhkeasendis. Joonisel 5.11b on näha robotit haaramas ühte valitud esemetest ning joonisel 5.11c on ese toodud kasutaja juurde.

(a)



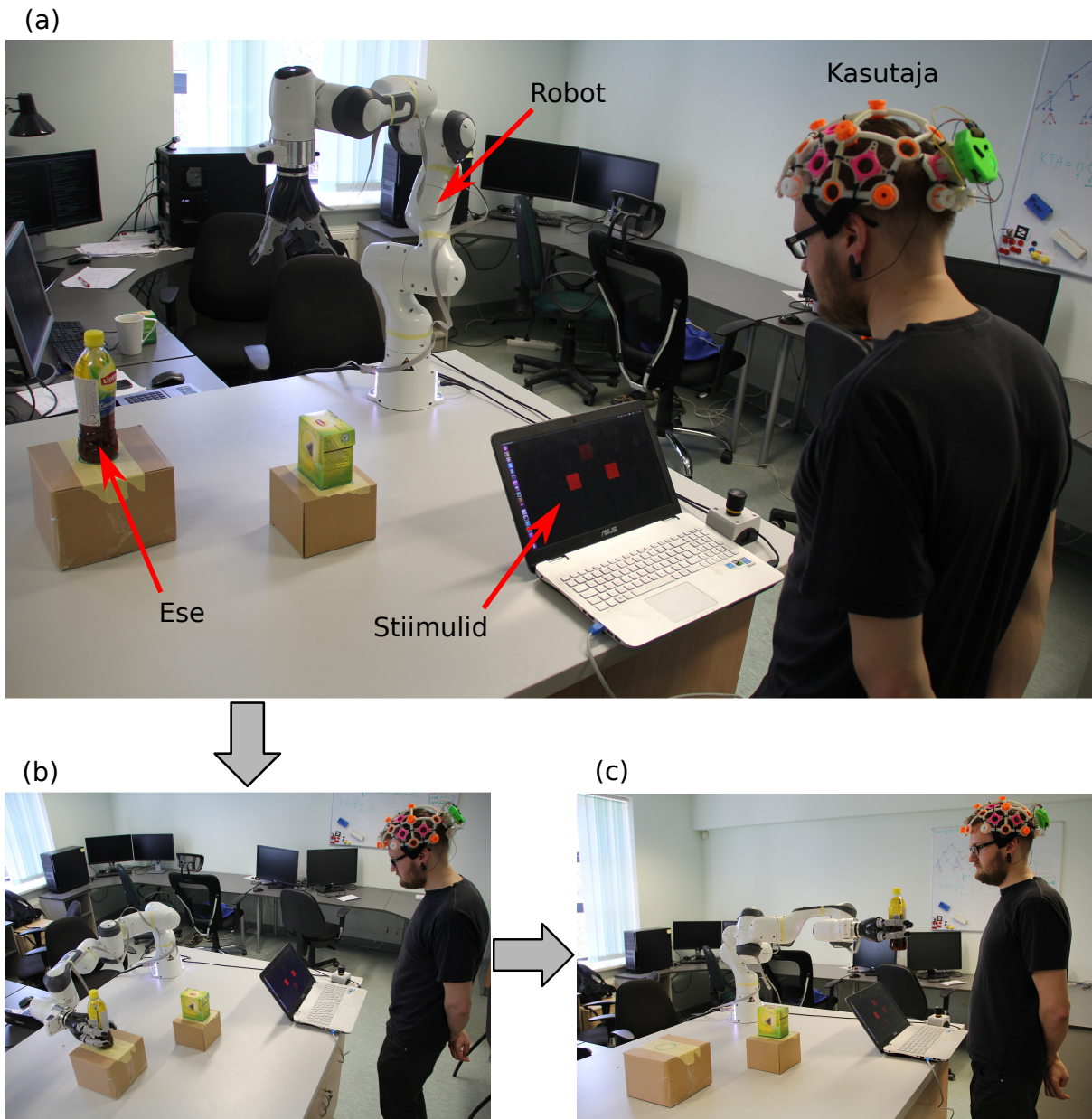
(b)



(c)



Joonis 5.10: Testjuht 1 – (a) robot algolekus, (b) ja (c) vastavalt robot liikumas alla ja üles.



Joonis 5.11: Testjuht 2 – (a) robot puhkeolekus, (b) robot haaramas valitud eset, (c) ese toodud kasutaja juurde.

## 6 Tulemuste analüüs ja järeldused

Antud peatükis analüüsitakse katse tulemusi, võrreldakse neid varasemate sarnaste töödega ning esitatakse järeldused. Samuti pakutakse välja edasised arendusvõimalused ja sõnastatakse peamised õppetunnid.

### 6.1 Tulemuste analüüs

Kui pole mainitud teisiti, on järgneva alapeatüki analüüs tehtud Tabeli 5.4 tulemuste alusel. Katsete jooksul esinesid mõnede subjektide puhul teatavad eripärad. Näiteks S6 puhul oli võrdlemisi keeruline saavutada head kontakti peanahaga ning seega jäi elektroodide impedants vahemikku 20 – 100 k $\Omega$ , mille tulemusel langes signaal-müra suhe. Sellegipoolest otsustati katse sooritada. Peanaha kontakti probleemiga on seega seletatav S6 puhul esinenud keskmisest madalam klassifitseerimistäpsus ja seega ka ITR.

Süsteemis kasutati nii 1. kui 2. harmooniku andmeid ning kuna S1 – S4 peal katsetati sagedusi 20 ja 10 Hz (20 Hz on 10 Hz 2. harmoonik), sai hinnata omavahel kattuvate sagedusvahemike mõju süsteemi jõudlusele. LDA klassifitseerija puhul on S1, S2 ja S4 tulemustest näha, et kattuvate harmoonikute puhul tõusis KTA võrreldes keskmisega. SVMi tulemustes on aga näha S1 ja S2 täpsuse langust ning S4 puhul KTA tõusu. Kui vaadata näiteks SVM klassifitseerija puhul S2 veamaatriksit Tabelis 6.1, on näha, et klassi 1 (20 Hz stiimul) ja klassi 4 (10 Hz stiimul) täpsused on võrreldes teiste klassidega madalamad. Veamaatriksi peadiagonaalil on näidatud õigesti klassifitseeritud olekute suhtarv (skaalal 0 – 1) ning ülejäänud lahtrid esindavad vääralt klassifitseeritud tulemusi vastavalt klassile.

Tabel 6.1: S2 tulemuste veamaatriks (SVM).

		Prognoositud			
		Klass 1	Klass 2	Klass 3	Klass 4
Tegelik	Klass 1	0.7236	0.1447	0.0526	0.0789
	Klass 2	0.0000	0.9000	0.0714	0.0285
	Klass 3	0.0491	0.0327	0.9016	0.0163
	Klass 4	0.1973	0.0000	0.0921	0.7105

Samas on subjekti S3 puhul näha ITR kasvu ja S4 ITR on samaväärne tulemuste keskmisega. See on seletatav asjaoluga, et S3 ja S4 olid SSVEP-põhiseid süsteeme eelnevalt kasutanud ning subjektid olid neurotagasisidetreeningu tulemusel harjunud SSVEP stiimulitele reageerima.

Kõrgeima ITRi saavutamiseks tuleb maksimeerida süsteemi täpsust ning minimeerida KTAd. KTA ja täpsus sõltuvad aga teatud määral kõikidest süsteemiparameetritest. Joonistel

5.8a ja 5.8b näha, et epohhi kestust pikendades, täpsus kasvab ning epohhi kestust vähendades KTA lüheneb. Seega on ITR kompromiss KTA ja täpsuse vahel, mida illustreerib ka joonis 5.9.

Süsteemi testimiseks kogutud andmestikes esinevad kindlatel hetkedel pausid, mille perioodil jõudlust ei hinnatud. Järjepidevalt (st pausideta) vilkuvate stiimulitega süsteemi tulemused võivad seega erineda töös saadud tulemustest, kuna pauside ajal sai kasutaja puhata ning viimati genereeritud SSVEP signaalide amplituudid võisid enne uue stiimuli mõju algust sumbuda. Kuna ülesannete ajal võis kasutaja tähelepanu liikuda stiimulitelt näiteks robotmanipulaatori tegevusele, võis ka süsteemi jõudlus testjuhtude käigus muutuda.

## 6.2 Võrdlus sarnaste töödega

Saadud tulemusi on varasemate valdkonnas tehtud töödega keeruline võrrelda, kuna AALide puhul pole uurimisgruppide vahel täielikult välja kujunenud kindlad reeglid. Seega varieeruvad senised tööd nii hindamiskriteeriumite, eksperimentide ülesehituse kui ka katsesubjektide arvu poolest, mis kõik mõjutavad teatud määral tulemusi. Paljudes töödes tuuakse välja süsteemi keskmine täpsus, kuid pole mainitud teisi mõõdikut nagu ITR, KTA või F1-skoor [97]. Samuti võib töödes KTA definitsioon puududa või olla selgitatud liiga ebamääraselt, et võimaldada üheseid KTA tõlgendusi [101].

Sellegipoolest, kuna ITR on üks enim kasutatud mõõdikuid peale täpsuse, võrreldakse ka antud töös saadud tulemusi teiste töödega ITR alusel. Tabelis 6.2 on kirjeldatud valitud eelnevate uurimustööde tulemused ja võrdluseks käesoleva töö tulemus.

Tabel 6.2: Uurimustööde kokkuvõte. Täpsus on toodud keskmise või min kuni max väärtustena.

Uurimustöö	Stiimulite arv	Keskmine ITR (bit/min)	Täpsus	Kasutajate arv
[102]	5	49.9	0.94	27
[30]	8	95.0	0.91	10
[103]	4	-	0.95	53
[104]	4	22.7	0.65 – 1.0	6
[31]	3	37.8	0.63 – 0.95	4
Käesolev töö	4	42.5	0.91	8

Nicolas-Alonso *et al.* [2] ja Bin *et al.* [28] leidsid, et SSVEP-põhiste süsteemide ITR jääb üldjuhul vahemikku 30 – 60 bit/min. Sarnaseid tulemusi said ka Zhu *et al.* [105] (27 – 68 bit/min). Antud töös loodud 4 stiimuliga süsteemi ITR jäi vahemikku 29.78 – 65.62 bit/min (keskmiselt 42.52) ja täpsus 0.8 – 1.0 (keskmiselt 0.91) (Tabel 5.4 SVM osa). Eelnevalt mainitud ITR-i kitsaskohtade tõttu ei saa lõplikult ITR alusel töid võrrelda, kuid hinnanguliselt jäävad antud töö tulemused samasse suurusjärku eelnevate tulemustega: 30 – 60 bit/min [2, 28]. Tabeli 6.2 alusel on antud töö tulemused eelnevate uuringutega samas suurusjärgus ka klassifitseerimistäpsuse osas.

## 6.3 Järeldused analüüsist

Alapeatükis kirjeldatakse tulemuste analüüsi alusel tehtud järeldusi. Kattuvate sagedusvahemike kasutamine ja kõrge peanahk-elektrood impedants vähendavad

süsteemi jõudlust. Jõudlus aga kasvab koos kasutusega, mis sõltub omakorda süsteemi kasutajasõbralikkusest ja kasutaja motivatsioonist. Seega tuleks jõudluse tõstmiseks ja pikaajaliseks kasutamiseks teha kasutajasõbralikumaks nii seade kui ka tarkvara ja kasutajaliides. Näiteks David Hairston *et al.* uurisid AAL seadmete mugavust ning pakkusid välja kasutajasõbralikke olemasolevaid AAL seadmeid [106]. Kasutajaliidese mõttes tasuks näiteks SSVEP AALide puhul valida silmadele vähem kurnavaid stiimuleid [107].

ITR on küll laialdaselt kasutatud, kuid kui selle arvutamise eeltingimusi ei täideta või ignoreeritakse või kui KTA definitsioon varieerub või puudub, ei pruugi ITR anda õigesti edasi süsteemi efektiivset infoedastuskiirust [31][101].

Töö käigus leiti AALi jõudlus 8 subjektile erineva sagedusega stiimulite näitamisel ning testjuhte teostati ühel kasutajal. Tehtud katsed on piisavad, et kinnitada loodud AALi üldist funktsionaalsust. Süsteemi jõudluse kohta üldisemate järelduste tegemiseks või selle suuremale kasutajaskonnale sobivuse hindamiseks tuleks teha täiendavaid katseid. Antud töös püstitatud katse puuduste tõttu tasuks süsteemi jõudluse hindamiseks teha ka täiendavaid katseid puhkepausideta ja järjepidevalt vilkuvate stiimulitega.

Töö käigus kasutati arenduseks avatud lähtekoodiga riist- ja tarkvara. Seega saab loodud AALi hõlpsalt mugandada ka muude projektide tarbeks või juhtida sellega teisi ROSi toetavaid roboteid.

## 6.4 Edasised arendusvõimalused ja peamised õppetunnid

Alapeatükis on kirjeldatud AAL süsteemi väljatöötamise, selle katsetamise ja tulemuste analüüsi käigus tekkinud tähelepanekud ja saadud õppetunnid ning ideed võimalikeks edasiarendusteks. Kui pole mainitud teisiti, on pakutud edasiarenduste eesmärgiks ITRi suurendamine või süsteemi laiemale kasutajaskonnale sobivuse parandamine.

- Edasistes arendustes tasub suurendada kanalite arvu huvipakkuvas ajupiirkonnas. See võimaldaks rohkem andmeid, mille alusel süsteemi treenida-testida ning annaks rohkem valikuvõimalusi kanalite valimisel, näiteks kui mõne elektroodi impedants pole ettenähtud vahemikus.
- Kasu võib olla ansambelmeetodite kasutamisest, st erinevate klassifitseerijate või tunnuste eraldamise võtete niimoodi ühtsesse süsteemi kombineerimisest, et lõpptulemuse ennustamisel arvestatakse kõigi erinevatelt klassifitseerijatelt tulenevate prognoosidega. Ansambelmeetodid aitavad vähendada ülesobitamist (ingl *overfitting*) ning seega võivad parandada süsteemi üldist klassifitseerimisvõimekust
- Katsete käigus kontrollida, kui palju sõltub süsteemi jõudlus kasutaja füsioloogiliste funktsioonide nagu südamelöökide, lihaste liikumise, silmade liikumise-pilgutamise tekitatud häiringutest ning vajadusel häiringud filtreerida.
- Süsteemi pikaajalise kasutatavuse võimaldamiseks tasuks proovida mugavamaid passiivseid elektroode [108] või aktiivseid elektroode [109], mis tõstavad signaal-müra suhet ning võimaldavad kvaliteetsemat signaalihõivet kõrgema peanahk-elektrood impedantsiga.
- Töös kasutatud AAL elektroonika Bluetooth-põhine juhtmevaba liides oli piiratud andmeedastuskiirusega ning kui kasutatud kanalite arv oli suurem kui 8, oli töö kirjutamise hetkel diskreetimissagedus piiratud 128 Hz-ga. Probleemi lahendamiseks võiks kasutada nt WiFi-põhist andmeedastusprotokolli.

- Kuna arvutiekraan on kuvatavate stiimulite sageduse mõttes piiratud, tuleks kuvamiseks koostada eraldi seade (nt LED-maatriks) või proovida kõrgema värskendussagedusega monitoridel madalamate sageduste lähendustehnikat [30].
- Kasutada juhtsignaalina SM rütme, mis annavad loomulikuma viisi süsteemi kasutamiseks ja mis ei sõltu välistest stiimulitest.
- Testida süsteemi juhul, kus süsteemi töötamiskiirus ei ole võrdeline epohhi kestusega ja kasutatakse kattuvaid mõõtmisaknaid, nt tehakse iga 0.25 s tagant viimase 0.5 s andmete põhjal klassifikatsioon. Testi oodatav kasu oleks väiksem KTA.
- Süsteemiparameetrite leidmisel tasuks kasutada teisi optimeerimismeetodeid, nt gradientlaskumine, Bayes'i või evolutsiooniline optimeerimine [110], et leida lahendus lühema ajaga.

# Kokkuvõte

AAL loob võimaluse inimeste või seadmetega suhtlemiseks kasutades sisendina ainult pea- või seljaaju. AAL tehnoloogia võimaldab näiteks sügava puudega inimestel lihtsamini suhelda, parandab liikumisvõimet või aitab kontrollida kasutaja elukeskkonda, langetades sealjuures personaalse intensiivravi kulusid. Samuti leidub üha enam rakendusi ka tervetele või kergemate terviseprobleemidega inimestele.

Magistritöö kirjutamise ajal olemasolevate AALide probleemideks olid süsteemide madal klassifitseerimistäpsus ja infoedastuskiirus ning kasutajale kohmakad või ebamugavad seadmed. Töös anti ülevaade kaasaegsetest AAL komponentidest nagu signaalihõive ja -töötlus, klassifikatsioon, kasutajaliides ning valdkonnas tehtud varajasematest uurimustest. Töö eesmärgiks oli luua liikumispuudega inimese abistamiseks sobilik EEG-l põhinev, lihtsasti kasutatav, modulaarne ja soodne AAL süsteem.

Töö käigus arendati AAL prototüüp, mis vastas kõikidele püstitatud üldnõuetele. Prototüübi loomiseks kasutati OpenBCI AAL riistvara, SSVEP juhtsignaale, CSP filtrit, signaalide võimsusspektrit, OpenVibe ja ROS tarkvaraplatvorme ning kahte robotmanipulaatorit. AALi jõudluse valideerimiseks viidi läbi katsed kaheksa kasutaja peal, mis hõlmasid erineva sagedusega stiimuleid. Tulemustes võrreldi LDA ja SVM klassifitseerijaid ning saavutati SVM puhul keskmine klassifitseerimistäpsus 91 %, tuvastusaeg 2.1 s ning infoedastuskiirus 42.5 bitti minutis. Maksimaalne ITR oli S3 puhul 65.6 bitti minutis. Seega saavutati kõik püstitatud jõudluse nõuded. Samuti demonstreeriti edukalt süsteemi võimekust abistada liikumispuudega inimest. Selleks kasutati robotmanipulaatorit, mille abil sai kasutaja tuua valitud eseme enda juurde. Seega võib öelda, et saavutati lõputöö eesmärgid ning valmis täisfunktsionaalne AAL seade.

Tulemuste analüüsis selgitati katse eripärasid ning nende mõju tulemustele. Saadud tulemused on samas suurusjärgus võrreldes arendatud süsteemi teiste sarnaste uurimustega. Lisaks toodi välja töös püstitatud katse kitsaskohad, AALide puhul laialdaselt kasutatud mõõdiku (ITRi) probleemid ning peamised õppetunnid ja edasised arendusvõimalused.

# Tänuavaldused

Soovin tänada oma juhendajaid Karl Kruusamäed ja Ilja Kuzovkinit ning samuti Anti Inglit, Kaur Maranit ja Robert Valnerit suurepärase abi ja nõuannete eest.

Ühtlasi soovin tänada Tartu Ülikooli Sihtasutust antud magistritöö raames mulle määratud 2017. aasta Cleveron AS-i stipendiumi eest.

Allkiri:

A handwritten signature in black ink, appearing to be 'J. Kruusamäe'.

# Viited

- [1] J.R. Wolpaw, N. Birbaumer, D.J. McFarland *et al.*, "Brain-computer interfaces for communication and control.", *Clin. Neurophysiol.*, **113**, 2002, 767-791, doi: [https://doi.org/10.1016/S1388-2457\(02\)00057-3](https://doi.org/10.1016/S1388-2457(02)00057-3).
- [2] L.F. Nicolas-Alonso, J. Gomez-Gil "Brain Computer Interfaces, a Review", *Sensors*, **12**, 2012, 1211-1279, doi:10.3390/s120201211.
- [3] B. Blankertz, M. Tangermann, C. Vidaurre *et al.*, "The Berlin Brain-Computer Interface: Non-Medical Uses of BCI Technology.", *Front. Neurosci.*, **4**, 2010, doi:10.3389/fnins.2010.00198.
- [4] M. R. Bhutta, M. J. Hong, Y.-H. Kim, "Single-trial lie detection using a combined fNIRS-polygraph system." *Frontiers in Psychology*, **6**, 2015, doi: <http://doi.org/10.3389/fpsyg.2015.00709>.
- [5] Emotiv Epoc+, a 14 Channel Wireless EEG Weadset.  
<https://www.emotiv.com/epoc/>
- [6] NeuroSky MindWave Headset.  
<https://www.amazon.com/NeuroSky-80013-001-MindWave-Headset/dp/B00A2UQUXY>
- [7] M.M. Moore, "Real-world applications for brain-computer interface technology.", *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, **11**, 2003, 162-165, doi:10.1109/TNSRE.2003.814433.
- [8] E.W. Sellers, T.M. Vaughan, J.R. Wolpaw, "A brain-computer interface for long-term independent home use.", *Amyotroph. Lateral Scler.*, **11**, 2010, 449-455, doi:10.3109/17482961003777470.
- [9] S. Laureys, M. Boly, G. Tononi, "Functional Neuroimaging.", *The Neurology of Consciousness*, L. Steven, T. Giulio, eds., Academic Press: New York, NY, USA, 2009, pp. 31-42.
- [10] S. Baillet, J.C. Mosher, R.M. Leahy, "Electromagnetic brain mapping.", *IEEE Signal Process. Mag.*, **18**, 2001, 14-30, doi:10.1109/79.962275.
- [11] W.M. Leach, "Fundamentals of low-noise analog circuit design.", *Proc. IEEE*, **82**, 1994, 1515-1538, doi:10.1109/5.326411.
- [12] A.B. Usakli, "Improvement of EEG signal acquisition: An electrical aspect for state of the art of front end.", *Comput. Intell. Neurosci.*, **2010**, 2010, 630-649, doi: <http://dx.doi.org/10.1155/2010/630649>.

- [13] D.L. Schomer, F.H. Lopes da Silva, "Niedermeyer's Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields 7th Edition", Oxford University Press, UK, 2017, pp. 114, 801.
- [14] T.C. Ferree, P. Luu, G.S. Russell *et al.*, "Scalp electrode impedance, infection risk, and EEG data quality.", *Clin. Neurophysiol.*, **112**, 2001, 536-544, doi: [https://doi.org/10.1016/S1388-2457\(00\)00533-2](https://doi.org/10.1016/S1388-2457(00)00533-2).
- [15] S.J. Luck, E.S. Kappenman, "The Effects of Electrode Impedance on Data Quality and Statistical Significance in ERP Recordings", *Psychophysiology*, **47**, 2010, 888-904, doi:10.1111/j.1469-8986.2010.01009.x.
- [16] C.M. Sinclair, M.C. Gasper, A.S. Blum, "Basic Electronics in Clinical Neurophysiology.", *The Clinical Neurophysiology Primer*, A.S. Blum, S.B. Rutkove, eds. Humana Press Inc., Totowa, NJ, USA, 2007, pp. 3-18.
- [17] C. Fonseca, J.P. Silva Cunha, R.E. Martins *et al.*, "A Novel Dry Active Electrode for EEG Recording.", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, **54**, 2007, 162-165, doi:10.1109/TBME.2006.884649.
- [18] H.H. Jasper, "The ten-twenty electrode system of the International Federation.", *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, **10**, 1958, 371-375.
- [19] ANT Neuro - waveguard EEG cap.  
[https://www.ant-neuro.com/products/waveguard\\_caps](https://www.ant-neuro.com/products/waveguard_caps)
- [20] Florida Research Instruments - 19-Channel EEG Headband.  
<https://fri-fl-shop.com/product/19-channel-eeg-headband>
- [21] T. Ball, M. Kern, I. Mutschler *et al.*, "Signal quality of simultaneously recorded invasive and non-invasive EEG.", *Neuroimage*, **46**, 2009, 708-716, doi:10.1016/j.neuroimage.2009.02.028.
- [22] Eesti Kliinilise Neurofüsioloogia Selts "EEG sõnastik", 2010, Issuu Inc.  
[https://issuu.com/neuroselts/docs/eeg\\_sonastik](https://issuu.com/neuroselts/docs/eeg_sonastik)
- [23] Vikipeedia, vaba entsüklopeedia - Electroencephalography.  
<https://en.wikipedia.org/wiki/Electroencephalography>
- [24] L. Venables, S. Fairclough, "The influence of performance feedback on goal-setting and mental effort regulation.", *Motiv. Emotion*, **33**, 2009, 63-74, doi:10.1007/s11031-008-9116-y.
- [25] A.H. Black, "The Operant Conditioning of Central Nervous System Electrical Activity.", *Psychology of Learning and Motivation*, H.B. Gordon, eds. Academic Press: New York, NY, USA, 1972; Volume 6, pp. 47-95.
- [26] R.C. deCharms, K. Christoff, G.H. Glover *et al.*, "Learned regulation of spatially localized brain activation using real-time fMRI.", *Neuroimage*, **21**, 2004, 436-443, doi: <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2003.08.041>.
- [27] S.M. Coyle, T.E. Ward, C.M. Markham, "Brain-computer interface using a simplified functional near-infrared spectroscopy system.", *J. Neural Eng.*, **4**, 2007, doi:10.1088/1741-2560/4/3/007.

- [28] G. Bin, X. Gao, Y. Wang *et al.*, "VEP-Based Brain-Computer Interfaces: Time, Frequency, and Code Modulations", *IEEE Computational Intelligence Magazine*, **4**, 2009, doi:10.1109/MCI.2009.934562.
- [29] Y. Wang, R. Wang, X. Gao *et al.*, "A practical VEP-based brain-computer interface", *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, **14**, 2006, 234-240, doi:10.1109/TNSRE.2006.875576.
- [30] M. Nakanishi, Y. Wang, Y.T. Wang *et al.*, "Generating Visual Flickers for Eliciting Robust Steady-State Visual Evoked Potentials at Flexible Frequencies Using Monitor Refresh Rate", *PLoS ONE*, **9**, 2014, doi: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0099235>.
- [31] A. Ingel, "Masinõpe visuaalselt esilekutsutud potentsiaalidel põhinevas aju-arvuti liideses", Tartu Ülikool, Magistritöö, 2017.
- [32] J. Yin, D. Jiang, J. Hu, "Design and Application of Brain-Computer Interface Web Browser Based on VEP", *Proceedings of the International Conference on Future BioMedical Information Engineering (FBIE'09)*, 2009, doi:10.1109/FBIE.2009.5405788.
- [33] T. Hinterberger, S. Schmidt, N. Neumann *et al.*, "Brain-computer communication and slow cortical potentials.", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, **51**, 2004, 1011-1018, doi:10.1109/TBME.2004.827067.
- [34] G. Pfurtscheller, C. Neuper, "Motor imagery and direct brain-computer communication.", *Proc. IEEE*, **89**, 2001, 1123-1134, doi:10.1109/5.939829.
- [35] B. Blankertz, F. Losch, M. Krauledat *et al.*, "The berlin brain-computer interface: Accurate performance from first-session in BCI-Naive subjects", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, **55**, 2008, 2452-2462, doi:10.1109/TBME.2008.923152.
- [36] G. Pfurtscheller, C. Neuper, G.R. Müller *et al.*, "Graz-BCI: State of the art and clinical applications", *IEEE Trans. Neural Sys. Rehabil. Eng.*, **11**, 2003, 1-4, doi:10.1109/TNSRE.2003.814454.
- [37] B. Kleber, N. Birbaumer, "Direct brain communication: neuroelectric and metabolic approaches at Tübingen.", *Cogn. Process.*, **6**, 2005, 65-74, doi:10.1007/s10339-004-0045-8.
- [38] T. Hartmann, W. Schlee, N. Weisz, "It's only in your head: Expectancy of aversive auditory stimulation modulates stimulus-induced auditory cortical alpha desynchronization", *NeuroImage*, **60**, 2012, 170-178, doi: <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2011.12.034>.
- [39] Vikipeedia, vaba entsüklopeedia – Sagedusfilter.  
<https://et.wikipedia.org/wiki/Sagedusfilter>
- [40] A. Widmann, E. Schröger, B. Maess "Digital filter design for electrophysiological data – a practical approach", *Journal of Neuroscience Methods*, **250**, 2015, 34-46, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2014.08.002>
- [41] Vikipeedia, vaba entsüklopeedia – Diskreetne Fourier' teisendus.  
[https://et.wikipedia.org/wiki/Diskreetne\\_Fourier'\\_teisendus](https://et.wikipedia.org/wiki/Diskreetne_Fourier'_teisendus)

- [42] Vikipeedia, vaba entsüklopeedia – Spectral density.  
[https://en.wikipedia.org/wiki/Spectral\\_density](https://en.wikipedia.org/wiki/Spectral_density)
- [43] Vikipeedia, vaba entsüklopeedia – Spectrogram.  
<https://en.wikipedia.org/wiki/Spectrogram>
- [44] F. Lotte, L. Bougrain, A. Cichocki *et al.*, "A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces: a 10 year update", *Journal of Neural Engineering*, **15**, 2018, doi:10.1088/1741-2552/aab2f2.
- [45] F. Lotte, "A Tutorial on EEG Signal Processing Techniques for Mental State Recognition in Brain-Computer Interfaces", *Guide to Brain-Computer Music Interfacing*, E.R. Miranda, J. Castet eds., Springer, 2014, doi:  
[https://doi.org/10.1007/978-1-4471-6584-2\\_7](https://doi.org/10.1007/978-1-4471-6584-2_7).
- [46] S.N. Carvalho, T.B.S. Costa, L.E.S. Uribe *et al.*, "Comparative analysis of strategies for feature extraction and classification in SSVEP BCIs", *Biomedical Signal Processing and Control*, **21**, 2015, 34-42, doi: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2015.05.008>.
- [47] H. Ramoser, J. Muller-Gerking, G. Pfurtscheller, "Optimal spatial filtering of single trial EEG during imagined hand movement.", *IEEE Trans. Rehabil. Eng.*, **8**, 2000, 441-446, doi:10.1109/86.895946.
- [48] Y. Wang and S. Gao and X. Gao, "Common Spatial Pattern Method for Channel Selection in Motor Imagery Based Brain-computer Interface", *2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference*, 2005, 5392-5395, doi:10.1109/IEMBS.2005.1615701.
- [49] C.A. Kothe "Introduction to Modern Brain-Computer Interface Design - Lecture 7: Oscillatory Processes", Swartz Center for Computational Neuroscience, University of California. [ftp://sccn.ucsd.edu/pub/bcilab/lectures/07\\_Oscillatory\\_Processes.pdf](ftp://sccn.ucsd.edu/pub/bcilab/lectures/07_Oscillatory_Processes.pdf)
- [50] A. Tharwat, T. Gaber, A. Ibrahim *et al.*, "Linear discriminant analysis: A detailed tutorial", *AI Communications*, **30**, 2017, 169-190, doi:10.3233/AIC-170729.
- [51] Vikipeedia, vaba entsüklopeedia – Linear discriminant analysis.  
[https://en.wikipedia.org/wiki/Linear\\_discriminant\\_analysis](https://en.wikipedia.org/wiki/Linear_discriminant_analysis)
- [52] Andrej (<https://stats.stackexchange.com/users/609/andrej>), "Reproduce linear discriminant analysis projection plot", Cross Validated.  
<https://stats.stackexchange.com/q/111421>
- [53] C. Cortes, V. Vapnik, "Support-vector networks", *Machine learning*, **20**, 1995, 273-297, doi: <https://doi.org/10.1023/A:1022627411411>.
- [54] Vikipeedia, vaba entsüklopeedia – Support vector machine.  
[https://en.wikipedia.org/wiki/Support\\_vector\\_machine](https://en.wikipedia.org/wiki/Support_vector_machine)
- [55] C.J.C. Burges, "A tutorial on support vector machines for pattern recognition.", *Data Min. Knowl. Discov.*, **2**, 1998, 121-167, doi: <https://doi.org/10.1023/A:1009715923555>.
- [56] N. Birbaumer, N. Ghanayim, T. Hinterberger *et al.*, "A spelling device for the paralysed.", *Nature*, **398**, 1999, 297-298, doi:10.1038/18581.

- [57] B. Obermaier, G.R. Muller, G. Pfurtscheller, "Virtual keyboard controlled by spontaneous EEG activity.", *IEEE Trans. Neural Sys. Rehabil. Eng.*, **11**, 2003, 422-426, doi:10.1109/TNSRE.2003.816866.
- [58] S. Silvoni, C. Volpato, M. Cavinato *et al.*, "P300-based brain-computer interface communication: evaluation and follow-up in amyotrophic lateral sclerosis.", *Front. Neurosci.*, **3**, 2009, doi: 10.3389/neuro.20.001.2009.
- [59] G.tec Intendix – personal EEG-based BCI system.  
<http://www.gtec.at/Products/Complete-Solutions/intendiX-Specs-Features>
- [60] S. Halder, M. Rea, R. Andreoni *et al.*, "An auditory oddball brain-computer interface for binary choices.", *Clin. Neurophysiol.*, **121**, 2010, 516-523, doi:10.1016/j.clinph.2009.11.087.
- [61] E.M. Mugler, C.A. Ruf, S. Halder *et al.*, "Design and implementation of a P300-based brain-computer interface for controlling an internet browser.", *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, **18**, 2010, 599-609, doi:10.1109/TNSRE.2010.2068059.
- [62] G.P. Braz, M. Russold, G.M. Davis, "Functional electrical stimulation control of standing and stepping after spinal cord injury: A review of technical characteristics.", *Neuromodulation: Technol. Neural Interface*, **12**, 2009, 180-190, doi:10.1111/j.1525-1403.2009.00213.x.
- [63] G. Pfurtscheller, G.R. Müller, J. Pfurtscheller *et al.*, "'Thought'-control of functional electrical stimulation to restore hand grasp in a patient with tetraplegia.", *Neurosci. Lett.*, **351**, 2003, 33-36, doi: [https://doi.org/10.1016/S0304-3940\(03\)00947-9](https://doi.org/10.1016/S0304-3940(03)00947-9).
- [64] G.R. Muller-Putz, G. Pfurtscheller, "Control of an Electrical Prosthesis With an SSVEP-Based BCI." *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, **55**, 2008, 361-364, doi:10.1109/TBME.2007.897815.
- [65] E. Buch, C. Weber, L.G. Cohen *et al.*, "Think to move: A neuromagnetic brain-computer interface (BCI) system for chronic stroke.", *Stroke*, **39**, 2008, 910-917, doi:10.1161/STROKEAHA.107.505313.
- [66] F. Cincotti, D. Mattia, F. Aloise *et al.*, "Non-invasive brain-computer interface system: Towards its application as assistive technology.", *Brain Res. Bull.*, **75**, 2008, 796-803, doi:10.1016/j.brainresbull.2008.01.007.
- [67] L.R. Hochberg, M.D. Serruya, G.M. Friehs *et al.*, "Neuronal ensemble control of prosthetic devices by a human with tetraplegia.", *Nature*, **442**, 2006, 164-171, doi:10.1038/nature04970.
- [68] J.R. Millan, F. Renkens, J. Mourino *et al.*, "Noninvasive brain-actuated control of a mobile robot by human EEG.", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, **51**, 2004, 1026-1033, doi:10.1109/TBME.2004.827086.
- [69] K. Tanaka, K. Matsunaga, H.O. Wang, "Electroencephalogram-based control of an electric wheelchair.", *IEEE Trans. Robot.*, **21**, 2005, 762-766, doi:10.1109/TRO.2004.842350.

- [70] B. Rebsamen, E. Burdet, G. Cuntai *et al.*, "Controlling a Wheelchair Using a BCI with Low Information Transfer Rate.", *Proceedings of the IEEE 10th International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR'07)*, 2007, pp. 1003-1008, doi:10.1109/ICORR.2007.4428546.
- [71] I. Iturrate, J.M. Antelis, A. Kubler *et al.*, "A Noninvasive brain-actuated wheelchair based on a P300 neurophysiological protocol and automated navigation.", *IEEE Trans. Robot.*, **25**, 2009, 614-627, doi:10.1109/TRO.2009.2020347.
- [72] I. Kuzovkin, "Interaktiivne kohandamisvõimeline õppimine: uus lähenemine aju-arvuti liidese süsteemi õpetamiseks", Tartu Ülikool, Magistritöö, 2013.
- [73] J. Savostkin, "Tõhusa aju-arvuti liidese suunas: täiusliku täpsuse saavutamine aja ohverdamisega", Tartu Ülikool, Magistritöö, 2017.
- [74] S. Bolotnikov, "Hägasate klassifikatsioonialgoritmide kasutamine aju-arvuti liidestest", Tartu Ülikool, Bakalaureusetöö, 2014.
- [75] A. Ingel, "Visuaalse stiimuliga esilekutsutud potentsiaalidel põhinev roboti juhtimine Emotiv EPOC seadmega", Tartu Ülikool, Bakalaureusetöö, 2015.
- [76] OpenVibe: Open-Source Software for Brain-Computer Interfaces.  
<http://openvibe.inria.fr/>
- [77] OpenBCI, Open Source Brain-Computer Interfaces.  
<http://openbci.com/>
- [78] RFduino: An Arduino shrunk to the size of a finger-tip and made wireless.  
<http://www.rfduino.com/>
- [79] OpenBCI GUI dokumentatsioon.  
[http://docs.openbci.com/OpenBCISoftware/01-OpenBCI\\_GUI](http://docs.openbci.com/OpenBCISoftware/01-OpenBCI_GUI)
- [80] OpenBCI Cyton dokumentatsioon.  
<http://docs.openbci.com/Hardware/02-Cyton>
- [81] Muse - the brain sensing headband.  
<https://www.amazon.com/Muse-Brain-Sensing-Headband-Black/dp/B00LOQR37C>
- [82] OpenBCI Cyton valmistoode.  
<https://shop.openbci.com/collections/frontpage/products/cyton-daisy-biosensing-boards-16-channel>
- [83] G.tec g.Nautilus, Wireless Biosignal Acquisition.  
<http://www.gtec.at/Products/Hardware-and-Accessories/g.Nautilus-Specs-Features>
- [84] BioSemi ActiveTwo.  
<https://www.biosemi.com/products.htm>
- [85] Universal Robots UR5.  
<https://www.universal-robots.com/products/ur5-robot/>
- [86] Franka Emika Panda.  
<https://www.franka.de/panda>

- [87] OpenVibe SSVEP: Steady-State Visual-Evoked Potentials.  
<http://openvibe.inria.fr/steady-state-visual-evoked-potentials/>
- [88] Robot Operating System (ROS).  
<http://www.ros.org/about-ros/>
- [89] OpenBCI Cyton elektroonikaskeemid.  
[https://github.com/OpenBCI/V3\\_Hardware\\_Design\\_Files](https://github.com/OpenBCI/V3_Hardware_Design_Files)
- [90] Florida Research Instruments - Disposable / Reusable Dry EEG Electrode [TDE-200].  
<https://fri-fl-shop.com/product/tde-200/>
- [91] OpenBCI Ultracortex dokumentatsioon.  
<http://docs.openbci.com/Headware/03-Ultracortex-Mark-III-Nova>
- [92] IMS Robotics - UR5 path planning.  
[https://github.com/ut-ims-robotics/ur5\\_path\\_planning](https://github.com/ut-ims-robotics/ur5_path_planning)
- [93] ROS integration for Franka Emika research robots.  
[https://github.com/frankaemika/franka\\_ros](https://github.com/frankaemika/franka_ros)
- [94] ROS MoveIt!, state of the art software for mobile manipulation.  
<https://moveit.ros.org/>
- [95] Vikipeedia, vaba entsüklopeedia – International 10-20 system for EEG-MCN.  
[https://commons.wikimedia.org/wiki/File:International\\_10-20\\_system\\_for\\_EEG-MCN.svg](https://commons.wikimedia.org/wiki/File:International_10-20_system_for_EEG-MCN.svg)
- [96] Vikipeedia, vaba entsüklopeedia – Confusion Matrix.  
[https://en.wikipedia.org/wiki/Confusion\\_matrix](https://en.wikipedia.org/wiki/Confusion_matrix)
- [97] D.E. Thompson, S. Blain-Moraes, J.E. Huggins, "Performance assessment in brain-computer interface-based augmentative and alternative communication", *BioMedical Engineering OnLine*, **12**, 2013, doi:10.1186/1475-925X-12-43.
- [98] J.R. Wolpaw, H. Ramoser, D.J. McFarland *et al.*, "EEG-based communication: improved accuracy by response verification," *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, **6**, 1998, 326-333, doi:10.1109/86.712231.
- [99] Vikipeedia, vaba entsüklopeedia – Cross-validation.  
[https://en.wikipedia.org/wiki/Cross-validation\\_\(statistics\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Cross-validation_(statistics))
- [100] Vikipeedia, vaba entsüklopeedia – Random search.  
[https://en.wikipedia.org/wiki/Random\\_search](https://en.wikipedia.org/wiki/Random_search)
- [101] P. Yuan, X. Gao, B. Allison *et al.*, "A study of the existing problems of estimating the information transfer rate in online brain-computer interfaces", *Journal of Neural Engineering*, **10**, 2013, doi:10.1088/1741-2560/10/2/026014.
- [102] I. Volosyak, D. Valbuena, T. Lüth, "Towards an SSVEP Based BCI With High ITR", Bremen University, Germany, 2011.  
<https://elib.suub.uni-bremen.de/peid=P00102056>

- [103] C. Guger, B. Allison, B. Grosswindhager *et al.*, "How Many People Could Use an SSVEP BCI?", *Frontiers in Neuroscience*, **6**, 2012, doi:10.3389/fnins.2012.00169.
- [104] P.F. Diez, V.A. Mut, E.M. Avila Perona *et al.*, "Asynchronous BCI control using high-frequency SSVEP", *Journal of Neuro-Engineering and Rehabilitation*, **8**, 2011, doi:10.1186/1743-0003-8-39.
- [105] D. Zhu, J. Bieger, G.G. Molina *et al.*, "A Survey of Stimulation Methods Used in SSVEP-Based BCIs", *Comput Intell Neurosci.*, **2010**, 2010, doi:10.1155/2010/702357.
- [106] W. David Hairston, K. W. Whitaker, A. J. Ries *et al.*, "Usability of four commercially-oriented EEG systems", *Journal of Neural Engineering*, **11**, 2014, doi:10.1088/1741-2560/11/4/046018.
- [107] W. Yan, G. Xu, M. Li *et al.*, "Steady-State Motion Visual Evoked Potential (SSMVEP) Based on Equal Luminance Colored Enhancement", *PLoS ONE*, **12**, 2017, doi:10.1371/journal.pone.0169642.
- [108] A. Yeung, H. Garudadri, C. Van Toen *et al.*, "Comparison of foam-based and spring-loaded dry EEG electrodes with wet electrodes in resting and moving conditions", *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 2015 7131-7134, doi: 10.1109/EMBC.2015.7320036.
- [109] C. Yun Hsuan, M. Op de Beeck, L. Vanderheyden *et al.*, "Soft, Comfortable Polymer Dry Electrodes for High Quality ECG and EEG Recording", *Sensors*, **14**, 2014, doi:10.3390/s141223758.
- [110] Wikipedia, vaba entsüklopeedia – Hyperparameter optimization.  
[https://en.wikipedia.org/wiki/Hyperparameter\\_optimization](https://en.wikipedia.org/wiki/Hyperparameter_optimization)

Kõiki võrgumaterjale külastati viimati 10.05.2018.

# Lisad

## Lisa 1

Töö käigus arendatud tarkvara lähtekood asub aadressil:  
[https://github.com/ut-ims-robotics/bci\\_ssvep\\_openvibe\\_ros](https://github.com/ut-ims-robotics/bci_ssvep_openvibe_ros)

## Lisa 2

OpenBCI Cytoni ja Ultracortex kiivri komponentide hinnakiri:  
<https://drive.google.com/file/d/1FPgLUKqiCJB3z9IUDwigEowCj-iCtIRg/view?usp=sharing>

# **Lihtlitsents lõputöö reprodutseerimiseks ja lõputöö üldsusele kättesaadavaks tegemiseks**

Mina, Tõnis Tiimus

1. annan Tartu Ülikoolile tasuta loa (lihtlitsentsi) enda loodud teose

**“Visuaalselt esilekutsutud potentsiaalidel põhinev aju-arvuti liides robotika  
rakendustes”**

mille juhendaja on Karl Kruusamäe

- (a) reprodutseerimiseks säilitamise ja üldsusele kättesaadavaks tegemise eesmärgil, sealhulgas digitaalarhiivi DSpace-is lisamise eesmärgil kuni autoriõiguse kehtivuse tähtaja lõppemiseni;
  - (b) üldsusele kättesaadavaks tegemiseks Tartu Ülikooli veebikeskkonna kaudu, sealhulgas digitaalarhiivi DSpace'i kaudu kuni autoriõiguse kehtivuse tähtaja lõppemiseni.
2. olen teadlik, et punktis 1 nimetatud õigused jäävad alles ka autorile;
  3. kinnitan, et lihtlitsentsi andmisega ei rikuta teiste isikute intellektuaalomandi ega isikuandmete kaitse seadusest tulenevaid õigusi.

Tartus, **23.05.2018**