



TEKNILLINEN KORKEAKOULU

Elektroniikan, tietoliikenteen ja automaation tiedekunta  
Elektroniikan laitos

Tommi Makkonen

ANALYYSIMENETELMÄ MUSIIKIN KUUNTELUN AIHEUTTAMILLE  
FYSIOLOGISILLE MUUTOKSILLE

Diplomityö, joka on jätetty opinnäytteenä tarkastettavaksi  
diplomi-insinöörin tutkintoa varten Espoossa 11.11.2009

Työn valvoja professori Raimo Sepponen

Työn ohjaaja dosentti Minna Huotilainen

Tekijä: Tommi Makkonen

Työn nimi: Analyysimenetelmä musiikin kuuntelun aiheuttamille fysiologisille muutoksille

Päivämäärä: 11.11.2009

Sivumäärä: 53

Tiedekunta: Elektroniikan, tietoliikenteen ja automaation tiedekunta

Professuuri: S-66 Sovellettu elektroniikka

Työn valvoja: Professori Raimo Sepponen

Työn ohjaaja: Dosentti Minna Huotilainen

Työssä kehitettiin uusi analyysimenetelmä musiikin kuuntelun aikana mitatuille fysiologisen tilan signaaleille. Menetelmällä ilmaistaan signaaleista automaattisesti tutkimuksen kannalta mielenkiintoisia vasteita, mikä mahdollistaa yksittäisten vasteiden ominaisuuksien tutkimisen. Koko signaalianalyysin mahdollistavaksi käyttöympäristöksi ohjelmoitiin graafinen käyttöliittymä Physitools.

Kehitettyä menetelmää sovellettiin koehenkilöistä mitattujen signaalien analyysissä. Erityisesti tutkittiin epämieluisan, neutraalin ja mieluisan musiikin kuuntelun vaikutuksia kasvolihaskäyttöön, ihon sähköjohtavuuden muutoksiin ja pulssiin.

Vasteilmaisualgoritmeilla saavutettiin parhaimmat tulokset ihon sähköjohtavuusvasteiden tapauksessa. Algoritmin todettiin sopivan myös lihasvasteiden ilmaisuun, jos supistumisen aiheuttama aktivaatio on voimakasta verrattuna kohinasuhteeseen. Mieli-musiikki aiheutti eniten pulssimuutoksia, ja epämieluisa musiikki sai aikaan eniten aktivaatiota ihon sähköjohtavuudessa ja kasvolihaksissa.

Vasteiden ilmaisu tarjoaa mahdollisuuden tutkia yksittäisten aktivaatiohetkien ominaisuuksia korkeammalla signaali-kohinasuhteella. Aktivaatioilmaisun avulla saadaan esiin tapahtumasiidonista aktivaatiota spontaanin aktivaation signaalista. Vasteiden määrää ja ominaisuuksia ehdotetaan tutkittavaksi kehitetyllä analyysimenetelmällä piirrekomponentteihin eritellyn musiikin tapauksessa.

Avainsanat: vasteilmaisuus, spontaanit signaalit, musiikki, elektromyografia (EMG), ihon sähköjohtavuusvasteet (SCR), pulssi (HR)

Author: Tommi Makkonen

Name of the Thesis: An analysis method for physiological changes evoked by music listening

Date: November 11, 2009

Number of pages: 53

Faculty: Faculty of Electronics, Communications, and Automation

Professorhip: S-66 Applied Electronics

Supervisor: Professor Raimo Sepponen

Instructor: Docent Minna Huutilainen

The focus of the work was to develop an analysis method for spontaneous responses recorded during music listening. A new non-statistical method for automatic response detection and analysis was implemented. The algorithm detects activation in electromyography and electrodermal activity. Detected responses were studied in time domain and frequency domain by graphical user interface Physitools, which was also developed.

The practical application was to study facial electromyography, skin conductance and heart rate recorded during disliked, neutral, and liked music excerpts. The hypothesis was that neutral music will evoke the lowest physiological activity.

The detection algorithm managed to indicate real skin conductance responses reliably. Also electromyographic activity can be detected if signal-to-noise ratio is good. Heart rate was found to alter most during liked music while all the other activity was found to be higher in the case of disliked music.

Response detection gives an opportunity to study physiological signals effectively with higher signal-to-noise ratio and it also may reveal event-related information in spontaneous data. For the future research spontaneous responses are proposed to be studied during component-controlled music listening.

Keywords: response detection, spontaneous signals, music, electromyography (EMG), skin conductance responses (SCR), heart rate (HR)

## Alkusanat

Tämä diplomityö on tehty Helsingin yliopiston psykologian laitoksella kognitiivisen aivotutkimuksen yksikössä. Työn tarkoitus on kehittää kognitiivisen aivotutkimusyksikön ja monitieteisen musiikkitutkimuksen huippuyksikön tutkimusmahdollisuuksia.

Työn aiheen kehittäjinä ovat toimineet työn ohjaaja dosentti Minna Huutilainen ja esimieheni dosentti Mari Tervaniemi, jotka ovat hienolla tutkijatyöllään mahdollistaneet korkeatasoisen musiikkitutkimuksen. Suurimmat kiitokseni kuuluvat heille mielenkiintoisesta ja haastavasta aiheesta sekä itsenäistä työskentelyäni kohtaan osoittamasta luottamuksesta. Tämän lopputyön tekeminen on ollut yksi opettavaisimmista opiskeluni vaiheista.

Lisäksi haluan kiittää työn valvojaa Teknillisen korkeakoulun professori Raimo Seposta työhön liittyvistä kommentteista ja tuesta. Arvostan kognitiivisen aivotutkimuksen yksikössä työskenteleviä tutkijaystäviäni ja läheisiäni, jotka ovat tukeneet ja luoneet iloisen ilmapiirin hieman vaikeampinakin hetkinä.

Espoossa 11. marraskuuta 2009

---

Tommi Makkonen

# SISÄLLYSLUETTELO

<b>NIMILEHTI</b> .....	<b>1</b>
<b>TIIVISTELMÄ SUOMEKSI</b> .....	<b>2</b>
<b>ABSTRACT IN ENGLISH</b> .....	<b>3</b>
<b>ALKUSANAT</b> .....	<b>4</b>
<b>SISÄLLYSLUETTELO</b> .....	<b>5</b>
<b>SYMBOLIT JA LYHENTEET</b> .....	<b>6</b>
<b>SYMBOLIT</b> .....	<b>6</b>
<b>LYHENTEET</b> .....	<b>7</b>
<b>1. JOHDANTO</b> .....	<b>8</b>
<b>2. TEOREETTINEN TAUSTA</b> .....	<b>9</b>
<b>2.1. FYSIOLOGISEN TILAN SIGNAALIT</b> .....	<b>9</b>
2.1.1. Käsiteltävien signaalien luonne.....	9
2.1.2. Elektromyografia.....	10
2.1.3. Ihon sähkönjohtavuus.....	13
2.1.4. Fotopletysmografia.....	15
<b>2.2. AKTIVAATION ILMAISU</b> .....	<b>16</b>
<b>2.3. MUSIIKIN HAVAITSEMISEN FYSIOLOGIAA</b> .....	<b>18</b>
<b>3. TUTKIMUSAINEISTO JA -MENETELMÄT</b> .....	<b>20</b>
<b>3.1. YLEISTÄ ANALYYSIMENETELMISTÄ</b> .....	<b>20</b>
<b>3.2. TOTEUTETTU ANALYYSIMENETELMÄ</b> .....	<b>21</b>
3.2.1. Aktivaatioilmaisu .....	21
3.2.2. Aktivaatioilmaisun hyödyntäminen jatkoanalyysissä .....	25
<b>3.3. ANALYYSIMENETELMIEN TESTAUS</b> .....	<b>27</b>
3.3.1. Koehenkilöt .....	27
3.3.2. Koemenettely ja ärsykkeet .....	27
3.3.3. Mitatut signaalit ja mittauslaitteisto .....	28
3.3.4. Testimenetelmät .....	28
<b>TULOKSET</b> .....	<b>31</b>
<b>3.4. KEINOTEKOISTEN EMG-VASTEIDEN ILMAISU</b> .....	<b>31</b>
<b>3.5. EMG-AKTIVAATIO</b> .....	<b>32</b>
<b>3.6. JOHTAVUUSVASTEIDEN ILMAISU</b> .....	<b>34</b>
<b>3.7. SYDÄNAKTIVAATIO</b> .....	<b>37</b>
<b>4. POHDINTA</b> .....	<b>38</b>
<b>5. YHTEENVETO</b> .....	<b>43</b>
<b>LIITE A: SUMEIDEN C-KESKIARVOJEN MENETELMÄ</b> .....	<b>44</b>
<b>LIITE B: TEAGER-KAISER-OPERAATTORI</b> .....	<b>46</b>
<b>LIITE C: TEHOTIHEYSSPEKTRI WELCH:N MENETELMÄLLÄ</b> .....	<b>47</b>
<b>LÄHDELUETTELO</b> .....	<b>49</b>

# SYMBOLIT JA LYHENTEET

## SYMBOLIT

$\alpha$	riskitaso
$\varepsilon$	iteraation keskeyttävä suppenemiskriteeri
$\omega$	normalisoitu kulmataajuus
$\phi$	värähtelyn vaihe
$A$	värähtelyn amplitudi
$A_k$	Fourier-muunnettu indeksin $k$ ikkuna
$c$	näyteparven keskipiste
$C$	näyteparvien lukumäärä
$E_n$	Teger-Kaiser energia näytteen $n$ ympärillä
$f$	värähtelytaajuus
$F$	ilmaisutarkkuuskerroin
$f_s$	näytteenottotaajuus
$j$	parven indeksi
$n$	aikatason signaalin näytteen indeksi
$k$	iteraatiokierroksen indeksi
$K$	aikatason signaalin segmenttien lukumäärä
$L$	aikatason signaalin segmentin pituus näytteissä
$M$	aikatason signaalisegmentin keskiarvo
$N$	aikatason signaalin pituus näytteissä
$O$	limittäisten näytteiden lukumäärä
$\hat{P}$	tehotiheyden estimaatti
$Q$	iteraatiokierrosten lukumäärä
$S$	aikatason signaalisegmentin keskihajonta
$t_\alpha$	Student:n t-jakauman arvo riskitasolla $\alpha$
$u$	kuuluvuusaste
$V$	vapausaste
$V_T$	kynnysarvo
$W$	Hamming-ikkuna
$x_n$	diskreettiaikaisen signaalin $n$ . näyte

**LYHENTEET**

EMG	elektromyografia
FCM	sumeiden C-keskiarvojen menetelmä (Fuzzy C-Means)
FFT	nopea Fourier-muunnos (Fast Fourier Transform)
HR	pulssi (Heart Rate)
IBI	R-kompleksien välinen aika (Interbeat Interval)
MVC	täyssupistamisvoimakkuus (Maximal Voluntary Contraction)
PPG	fotopletysmografia (Photo Plethysmography)
PSD	tehotiheyspektri (Power Spectral Density)
RMS	neliöllinen keskiarvo (Root Mean Square)
SCL	ihon sähkönjohtavuustaso (Skin Conductance Level)
SCR	ihon sähkönjohtavuusvaste (Skin Conductance Response)
SNR	signaali-kohinasuhde (Signal-to-noise ratio)



# 1. JOHDANTO

Kymmenien vuosien ajan tutkijoilla on ollut mielenkiintoisia lähestymistapoja ja tuloksia siitä, miten ihmisen aivot ja koko keho reagoivat musiikkiin. Näistä mielenpainuvin lienee Mozart-vaikutus, jonka mukaan koululaisten päättelykyky parani Mozartin musiikin vaikutuksesta (Rauscher ja muut 1995). Vaikka musiikin konkreettisia vaikutuksia havaitaan arkielämässä, vaikutusten alkulähteenä keskushermostossa piilevistä prosesseista tiedetään vähän. Musiikin ja elimistön vuorovaikutusten ymmärtäminen on tärkeää esimerkiksi musiikkiterapiahoitojen kehittämisen kannalta (mm. Särkämö ja muut 2008; Krout 2007; Sung & Chang 2005; Allen ja muut 2001). Musiikkia käytetään vastavuoroisesti kognitiivisten prosessien tutkimuksessa esimerkiksi aivovammapotilaiden avulla (Stewart ja muut 2006).

Fysiologian ja musiikin välistä yhteyttä voidaan tutkia mittaamalla ihmisen fysiologista tilaa musiikin kuuntelun aikana. Viime vuosina tapahtunut mittalaitteiden ja mittaustekniikoiden kehitys on mahdollistanut uusia tutkimustapoja. Signaaleja voidaan mitata useista eri kehon osista samanaikaisesti hyvällä tarkkuudella. Tavallisesti kiinnostuksenkohteita ovat aivovasteet ja aivojen aineenvaihdunta. Muita tutkimuskohteita ovat kasvolihasaktivaatio, ihon sähkönjohtavuus ja pulssi. Pelkkä signaalien mittaaminen ei kuitenkaan riitä. Lisäksi tulee tuntea elimistössä tapahtuvien prosessien alkuperä ja luonne sekä signaalinkäsittelyä varten sopivat analyysimenetelmät, joten tutkimusalue on hyvin laaja. Työn ensimmäisessä osassa esitellään työhön liittyviä mittausten menetelmiä ja -signaaleja sekä niiden taustalla olevia kehon prosesseja.

Usein tutkimuksissa on käytetty edistyneitä tilastomatemaattisia menetelmiä, joita ei ole alun perin kehitetty fysiologisten signaalien analysointiin. Menetelmiä on käytetty yksinkertaiseen amplitudien tilastollisen merkittävyyden tutkimiseen. Yksilöllisiä, signaalin luonteen huomioivia, analyysimenetelmiä on kehitetty vähän tai niiden raportoinnissa on puutteita. Koska musiikki aiheuttaa yksilöllisiä keskushermoston toiminnan muutoksia, niiden tapahtumahetkiä ei tunneta. Haasteen uusien menetelmien kehitykselle luo juuri spontaanin aktivaation löytäminen signaalista. Työn ensimmäisessä osiossa sivutaan automaattisen aktivaatioilmaisun perusmenetelmiä ja -periaatteita, joita hyödynnetään myöhempänä.

Käytettyjen analyysimenetelmien heikkoudet ja vakiintumattomuus saattavat olla syy tulosten ristiriitaisuuteen. Tutkimusalan kehittämiseksi tarvitaan uusia analyysimenetelmiä ja laajaa ymmärrystä niiden käyttökohtaisesta luotettavuudesta. Tämän työn tavoitteena on toteuttaa ohjelmoidut analyysityökalut, joilla voidaan ilmaista ja analysoida keskushermostoperäisiä vasteita. Menetelmät kehitetään aikaisempien tutkimusten pohjalta musiikin kuuntelun aikana tallennettujen fysiologisen tilan signaalien analysointiin. Helppokäyttöisyyttä varten toteutetaan graafinen käyttöympäristö, joka on helposti laajennettavissa uusilla menetelmillä. Työkaluja testataan aineistolla, joka koostuu lihasaktivaation sekä autonomisen hermoston vasteista (ihon sähkönjohtavuus ja pulssi). Toteutetut analyysimenetelmät ja ohjelmat sekä niiden testausmenetelmät esitellään työn toisessa osassa. Kolmas osa sisältää analyysimenetelmien testituloksia. Sovelluksena esitetään tuloksia fysiologisista muutoksista, joita havaittiin epämieluisan, neutraalin ja mieluisan musiikin kuuntelun aikana. Lopuksi pohditaan analyysimenetelmän monipuolisia käyttömahdollisuuksia ja parannusideoita.

## 2. TEOREETTINEN TAUSTA

### 2.1. FYSIOLOGISEN TILAN SIGNAALIT

#### 2.1.1. Käsiteltävien signaalien luonne

Tässä työssä fysiologisen tilan signaalilla tarkoitetaan yksiulotteista digitaalista mittaussignaalia, joka kuvaa ihmisen keskushermoston ohjaamien elintoimintojen tilaa ja tilamuutoksia. Mittaussignaalit ovat luonteeltaan stokastisia satunnaismuuttuja-realisaatioita, jotka saavat reaalisia arvoja ajan funktiona (Najarian & Splinter 2006). Stokastisuus johtuu kehon prosessien satunnaisesta luonteesta ja signaaliin kytkeytyneestä kohinasta. Kohinaa voidaan pitää amplitudiltaan normaalijakautuneena, ja sen taajuuskomponentit ovat tasaisesti jakautuneet tietylle taajuuskaistalle.

Fysiologisen tilan mittaussignaaleille on tyypillistä, että signaali-kohinasuhde on matala. Kiinnostavat signaalikomponentit ovat matala-amplitudisia, joten ne peittyvät satunnaisen kohinan tai elimistöperäisen aktivaation joukkoon. Kuitenkin jotkin elintoiminnot ovat riittävän vakaita, jotta niihin liittyviä signaaleja voidaan osittain ennustaa. Ennustettavuus on yksi tärkeimmistä analyysimenetelmien kehitykseen liittyvistä oletuksista. Osa ihmisen hermostoperäisestä aktivaatiosta on luonteeltaan näennäissatunnaista ja siten ennustettavissa. Näennäissatunnaisessa signaalissa arvot riippuvat tilastollisesti toisistaan. Fysiologisen tilan signaalin tapauksessa tämä tarkoittaa sitä, että signaalin arvot vaihtelevat satunnaisesti, mutta saavat suuremmalla todennäköisyydellä yhteneviä tai toisiaan vastaavia arvoja kuin täysin satunnaisessa signaalissa.

Menetelmien valintaa rajoittava ominaisuus on signaalin stationaarisuus. Fysiologisen tilan signaalit voidaan usein olettaa laajassa mielessä stationaariseksi, jolloin signaalin keskiarvo ja varianssi pysyvät vakioina ajassa (Najarian & Splinter 2006; Mitra 2002). Usein perinteisiä analyysimenetelmiä käytettäessä on totuttu olettamaan signaalit stationaariseksi ilman perusteluja. Kuitenkin esimerkiksi usein käytetty Fourier-muunnos edellyttää signaalilta stationaarisuutta. Kaottisillekin signaaleille stationaarisuus tai näennäinen stationaarisuus pätevät, jos realisaatio on otos riittävän lyhyeltä aikaväliltä (Niedermeyer & da Silva 2004). Riittävien aikavälien pituudet vaihtelevat signaalikohtaisesti. Stationaarisuutta voidaan testata tarkastelemalla amplitudin ja spektrin jakaumia (McEwen & Anderson 1975).

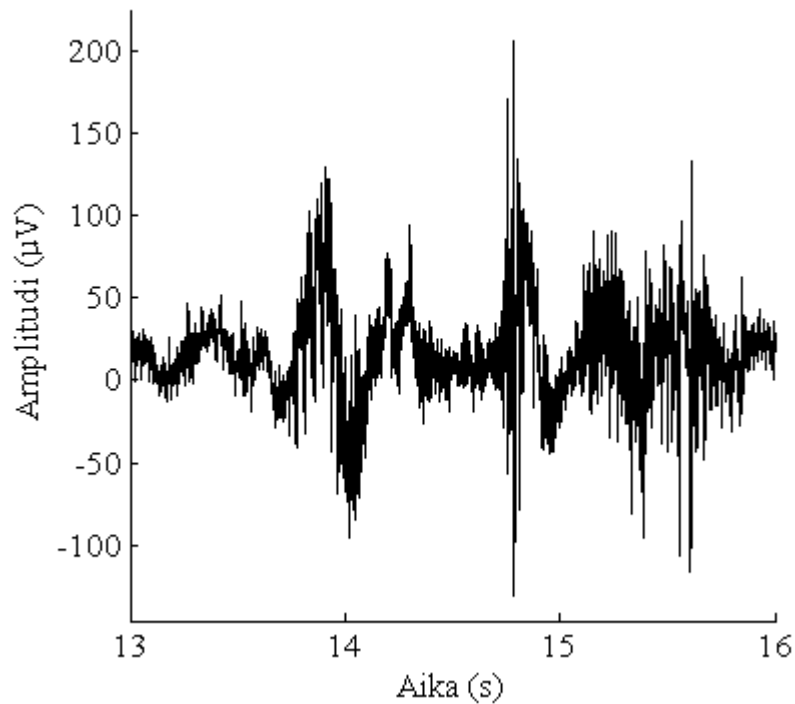
Tutkittaessa musiikin vaikutusta elintoimintojen muutoksiin, on tavanomaista mitata signaaleja pitkiltä aikaväleiltä. Musiikkia ei voida pitää yksinkertaisen ääniärsyksen tavoin synkronoivana, koska fysiologisen tilan muutokset vaihtelevat yksilöiden välillä. Lisäksi yksilössäkin esiintyy useita toisistaan eroavia fysiologisen tilan muutoksia parin minuutin mittausaikavälillä. Musiikin kuuntelu aiheuttaa siten spontaania aktivaatiota, jonka tapahtumahetkeä ei tunneta. Riippuen fysiologisen signaalin syntyperästä, yksilöllisestä luonteesta ja mittausasetelmasta, signaalilla on sille ominaiset tilastolliset ominaisuudet, jotka pitää huomioida analyysimenetelmiä valittaessa.

### 2.1.2. Elektromyografia

Elektromyografia (EMG) on menetelmä, jolla voidaan havaita luustolihas supistumisen synnyttämiä sähkömagneettisia kenttiä. Mitatun signaalin perusteella voidaan tehdä arvioita lihasalueen jännittyneisyydestä, supistumisesta ja rentoutumisesta sekä näiden toimintojen synnyttämästä liikkeestä (Tassinari & Cacioppo 2000). Menetelmän perusoletus on, että lihaksen supistuminen aiheuttaa EMG-signaaliin korkeamman tehon kuin lihaksen rentoutuminen.

Lihasten tai lihasryhmien aktivaatio synnyttää ihon pinnalle ajassa muuttuvan, matala-amplitudisen potentiaalijakauman, joka on peräisin näennäissatunnaisesti laukovista lihastoimintajännitteistä. Pintamittauksessa potentiaalijakaumaa mitataan ihon pinnalle asetetuilla elektrodeilla kaksinapaista kytkentää käyttäen. Ihon pinnalta tietyn lihaksen aktivaatio voidaan havaita tarkimmin asettamalla kaksi elektrodia tutkitavan lihaksen lihassäikeiden suuntaisesti. Nykyään mittaussignaalit kerätään digitaaliseen muotoon. Täten signaali sisältää yleensä vähintään 4000 näytettä sekuntia kohden, joten aikatarkkuus on erittäin hyvä (Kuva 1).

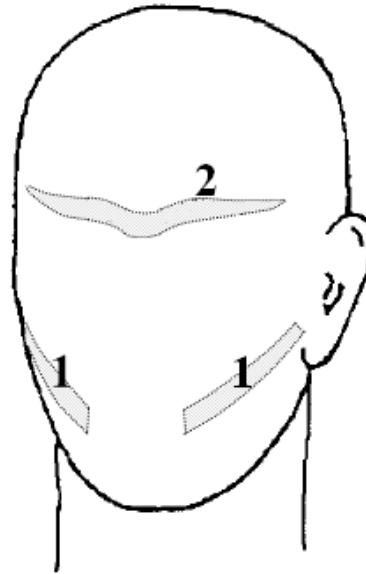
Ihon pinnalta mitatut signaalit ovat amplitudiltaan muutamista mikrovolteista satoihin mikrovoltteihin. Näyteamplitudeja voidaan pitää normaalijakautuneina keskiarvolla nolla (Micera ja muut 1998). Kerätyn signaalin taajuuskaista on näytteenotto-taajuudesta riippuen noin 1–2000 Hz (Stern ja muut 2001, kappale 8). Suurin osa ihon pinnalta mitatun signaalin energiasta on taajuuskaistalla 10–200 Hz (Fridlund & Cacioppo 1986). Tämän vuoksi signaali suodatetaan yleensä huomattavasti laskotumisrajataajuutta kapeammalle kaistalle riippuen siitä, minkälaista aktivaatiota halutaan analysoida. Alle 30 Hz taajuuskomponentit ovat pääosin motoristen yksiköiden laukomistaajuuden aiheuttamia (Reaz ja muut 2006; Fridlund & Cacioppo 1986). Matalataajuista tehoa voivat aiheuttaa myös mittausjohtimien liike, elektrodin ja ihon välinen heikko kontakti sekä lihasväsymys. Lihasten supistumista säätelevät motoristen yksiköiden toimintajännitteet synnyttävät energian pääkaistalle. Nopeita muutoksia pidetään tehtäväriippuvaisina (Piper 1912 Reaz ja muut 2006 mukaan). Lihaksen supistuminen ja rentoutuminen aiheuttavat signaalin taajuus- ja amplitudimuutoksia. Supistuksessa käytetyn voiman määrä muuttaa myös taajuuskomponenttien ominaisuuksia. Kun taajuus- ja amplitudijakauman tilastolliset ominaisuudet vaihtelevat ajan suhteen, signaali muuttuu epästationaariseksi. Signaalit voidaan kuitenkin olettaa stationaariseksi riittävän lyhyellä aikavälillä tarkasteltuna (Bilodeau ja muut 1997).



Kuva 1. Kasvolihaksista mitattu EMG-signaali. Purskeet paljastavat henkilön lihasten aktivoituneen 3–4 kertaa kolmen sekunnin aikana. Signaalin näytteenottotaajuus on 4096 Hz, ja se on suodatettu kaistalle 2–835 Hz.

Matalien potentiaalierojen vuoksi menetelmä on herkkä häiriöille: ympäröivien lihasten aiheuttamat amplitudipiikit, mittauslaitteiden lämpökohina, kapasitiivisesti kytkeytyvä kapeakaistainen kohina ja esimerkiksi liikkeen aiheuttama muuttuva kytkentäimpedanssi elektrodien ja ihon välillä kätkevät helposti signaalin lähdeinformaatiota. Kaksinapainen kytkentä estää mittalaitteista ja muista sähkölaitteista peräisin olevien yhteismuotoisten häiriöiden kytkeytymisen signaaliin, mikä kasvattaa signaali-kohinasuhdetta. Signaali-kohinasuhde saattaa kuitenkin vaihdella merkittävästi, jos tutkittava lihas on pieni tai sitä ympäröivät lihakset aktivoituvat samanaikaisesti. Mitattava potentiaalijakauma riippuu myös lihaksen rakenteesta ja etäisyydestä elektrodeihin nähden sekä supistuksen nopeudesta ja voimakkuudesta.

Signaalianalyysi on tavallisesti keskittynyt maksimienergiakaistalla olevan signaalin tutkimiseen. Esiprosessoinnissa tulee välttää signaalin säröytymistä ja amplitudijakauman vinoutumista. Niinpä esimerkiksi verkkotaajuuden poistavaa kaistanestosuodattimien käyttöä ja amplitudien leikkausta ei suositella (Tassinari & Cacioppo 2000). Kaistanpäästösudatuksen jälkeen signaalin näytteistä lasketaan usein itseisarvot eli se tasasuunnataan. Tasasuuntausta ei kuitenkaan suositella, jos signaali halutaan muuntaa taajuustasoon, koska se saattaa muuttaa taajuusjakaamaa. Aikata-son amplitudeista voidaan vähentää keskiarvo ärsykettä edeltävän lepotilan ajalta nollatason saavuttamiseksi. Tavallisesti EMG-signaalin aikata-son tarkkuutta halutaan mataltaa, jotta signaalia on helpompi tutkia silmämääräisesti. Yleisesti käytetyt menetelmät ovat liukuvan neliöllisen keskiarvon (RMS) laskenta ja integrointi kiinteän aikaikkunan kestolta (Fridlund & Cacioppo 1986). Edistyneillä menetelmillä voidaan tutkia yksittäisiä motoristen yksiköiden toimintajännitteitä esimerkiksi aika-  
taajuustasossa.



Kuva 2. Tunnetilan ilmaukseen liittyvät kasvon lihakset. Suun pieltä hymyiltäessä kohottava lihas, zygomaticus major, (1) ja otsaa rypistävä corrugator supercilii (2). Kuva on piirretty Tassinari & Cacioppo 2000 mukaan.

Kasvonilmeet ovat tärkeitä ihmisen tunnetilojen viestijöitä sosiaalisessa ympäristössä. Musiikin kuuntelun aikana tapahtuvia kasvonilmeitä voidaan tutkia elektromyografialla. Tunteiden ilmaisu kasvonilmein voi olla voimakkuudeltaan hyvin heikkoa eikä sitä välttämättä pystytä havaitsemaan silmällä. Kasvolihaskäytön mittausta on käytetty tunnetilojen tarkkailuun, koska se pystyy osoittamaan huomaamattomalta vaikuttavaa lihaskäytön aktivaatiota. Tunnetilan ilmaisuun on liitetty useissa tutkimuksissa kaksi kasvon lihasta: zygomaticus major, joka vetää suupieltä ylöspäin hymyiltäessä ja corrugator supercilii, joka mahdollistaa otsan rypistämisen (Kuva 2) (Lundqvist ja muut 2009; Witvliet & Vrana 2007). Monessa kulttuurissa positiiviset tunnetilat liittyvät zygomaticus-lihasalueen aktivaatioon ja negatiiviset tunnetilat corrugator-lihasalueen aktivaatioon (Scherer & Zentner 2001). Vastaavat lihasalueiden supistumiset havaitaan kasvoilla vastaavasti hymynä ja kasvojen nyrpistämisenä. Näillä oletuksilla musiikin yhteyttä on tutkittu kyseisten lihasalueiden aktivaatiomuutoksiin. Kasvolihasten aktivaatiota tutkittaessa oletetaan, että lihakset aktivoituvat erillisinä yksiköinä eikä muiden lihasten aktivaatio näy signaalissa. Tämä oletus on kuitenkin väärä, sillä ilmeiden aikaansaamisessa aktivoituu useita lihaksia. Lisäksi elektrodi mittaa myös viereisten lihasten aktivaatiota. Menetelmän haittapuoli on elektrodien ja johtimien vaikutus luonnolliseen käyttäytymiseen sekä eritasoisen aktivaation hankala luokittelu.

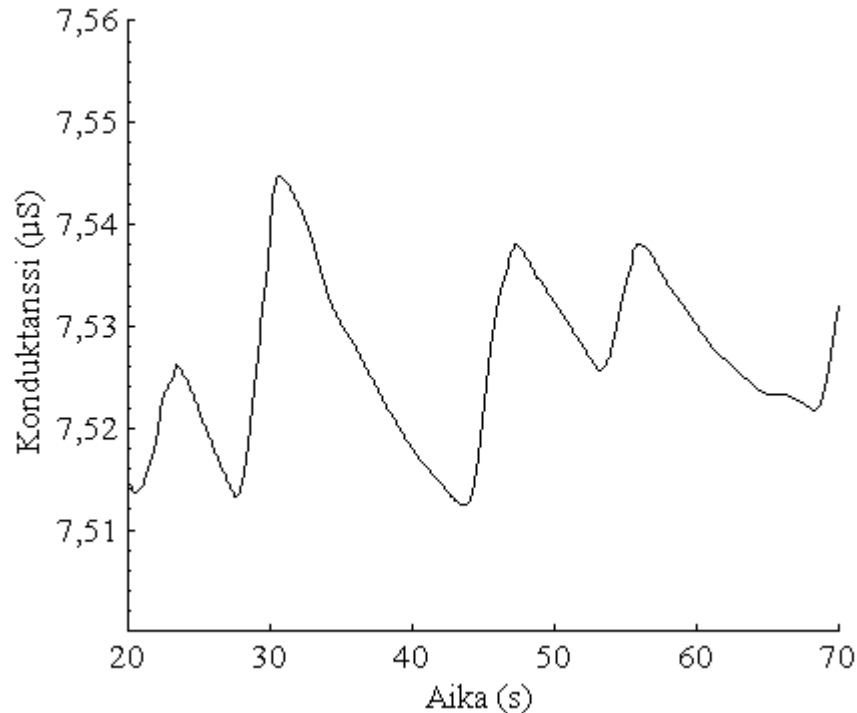
### 2.1.3. Ihon sähkönjohtavuus

Ulkoiset ärsykkeet saavat aikaan elintoimintojen muutoksia, jotka aiheuttavat pieniäkin vaihteluita ihon sähkönjohtavuudessa. Muutosten on havaittu liittyvän sympaattisen hermoston toimintaan, joten menetelmällä voidaan tutkia autonomisen hermoston tilaa ihon pinnalta. Stressitilanteet ja fyysinen rasitus aktivoivat sympaattisen hermoston toimintaa, mikä johtaa tahdosta riippumattomaan hikirauhasten aktivaatioon.

Ihmisen iho sisältää kahdenlaisia hikirauhasia. Näistä lämpötilan säätelyyn osallistuvat ekkriiniset rauhaset. Kämmenen ja jalkapohjan alueilla on tiheästi ekkriinisiä hikirauhasia. Niiden uskotaan kuitenkin näillä alueilla aktivoituvat pääasiassa psyko fyysisten muutosten seurauksena, esimerkiksi yksilön toiminnan kannalta merkittävässä tilanteissa (Dawson ja muut 2000). Rauhasen toiminnan on esitetty liittyvän myös tarttumiseen. Johtavuutta mitattaessa ollaan yleensä kiinnostuneita tilanneriippuvista muutoksista eikä niinkään lämpötilan vaikutuksesta, joten kehon lämpötila on pidettävä mittauksen aikana mahdollisimman vakaana.

Mittaus suoritetaan kämmenen keskeltä tai kämmenen puolelta sormen keskeltä. Elektrodiyhteyttä voi olla yksinapainen tai kaksinapainen. Yleisimmin käytetyssä eksosomaattisessa menetelmässä mittauselektrodien läpi johdetaan pieni vakiovirta, jolloin ihon sähkönjohtavuus voidaan laskea syöttövirran kokeman resistanssin avulla (Feré 1888, Stern ja muut 2001 mukaan). Ihon päällimmäisellä kerroksella on korkea resistanssi (Malmivuo & Plonsey 1995). Hiki taas on johtavuudeltaan noin 0,3 % NaCl-liuoksen tasoa, joten ihon sähkönjohtavuus paranee huomattavasti hikirauhasten aktivaation seurauksena. Hikirauhasten aktivaatio tapahtuu pääosin sympaattisen hermoston toimintaa säätelevän asetyylikoliinin vaikutuksesta. Täten signaali antaa epäsuorasti tietoa sympaattisen hermoston toiminnasta.

Hikirauhaset yhdistyvät sympaattiseen hermostoon. Hermoimpulssin purske saa aikaan hikirauhasen täyttymisen, mikä johtaa hien erittymiseen ihon pinnalle. Signaalin hyvin matalataajuisista perustasoa kutsutaan johtavuustasoksi (SCL, Skin Conductance Level). Johtavuustaso on verrannollinen hikirauhasissa olevan elektrolyytin eli hien määrään. Tason vaihtelu on tyypillisesti välillä 2–20  $\mu\text{S}$  ja sen perustaso on yksilöllinen. Absoluuttiset arvot riippuvat kuitenkin esimerkiksi elektrodien laadusta ja koosta (Stern et al 2001). Johtavuustasosta heikosti poikkeavia heilahteluita kutsutaan johtavuusvasteiksi (SCR). Vasteet ovat konduktanssiltaan huomattavasti heikompia ja nopeampia kuin johtavuustason muutokset (Dawson ja muut 2000). Tavalliset vasteet ovat konduktanssiltaan alle yhden mikrosiemensin muutoksia taajuuskaistalla 0–5 Hz (Kuva 3). Vasteet havaitaan noin 1–3 sekuntia ärsykkeen jälkeen, ja niiden palautumisajat (50 %) voivat olla jopa kymmenkertaisia (Dawson ja muut 2000). Niin kutsutun jaksollisen aktivaation (SCR) erottaminen vahvistavasta (SCL) on tarpeellista, jos tutkitaan ärsykkeen vaikutusta vasteisiin. Tavallisesti lepotilassa vasteiden laukomistaajuus on 1–3 vastetta minuutissa. Syvään hengittäminen ja liikuminen saattavat voimakkaasti lisätä vasteiden laukomistaajuutta.



Kuva 3. Sormesta mitattuja sähkönjohtavuusvasteita. Kuvassa näkyy neljä kokonaista johtavuusvastetta (SCR). Vaste on alle yhden mikrosiemensin muutos konduktanssissa, mikä näkyy kohoavana huippuna. Johtavuustaso (SCL), on tämän signaalin tapauksessa keskiarvoltaan noin 7,52  $\mu\text{S}$ . Kuvan signaali on alipäästösuodatettu 5 Hz rajataajuudella.

Signaali on muodoltaan sileä ja luonteeltaan näennäissatunnainen sekä suhteellisen normaalijakautunut (Stern ja muut 2001). Signaalin luonteen takia on mahdollista tutkia vasteiden määrää ja muotoja tai johtavuustason nousu- ja laskukäyttäytymistä aikatasossa esitetyistä kuvaajista. Vasteiden muodoista ei voida kuitenkaan tehdä päätelmiä niiden syntyperästä. Yleensä analyysissä signaali paloitellaan mielivaltaisesti valittuihin aikaikkunoihin, joiden kestolta lasketaan amplitudien keskiarvoja. Paikallisia keskiarvoja vertaillaan tilastollisesti. Tällöin hitaasti muuttuva johtavuustaso saattaa peittää alleen ärsykesidonnaisia vasteita, minkä vuoksi hetkellistä aktiivamuutosta ei havaita.

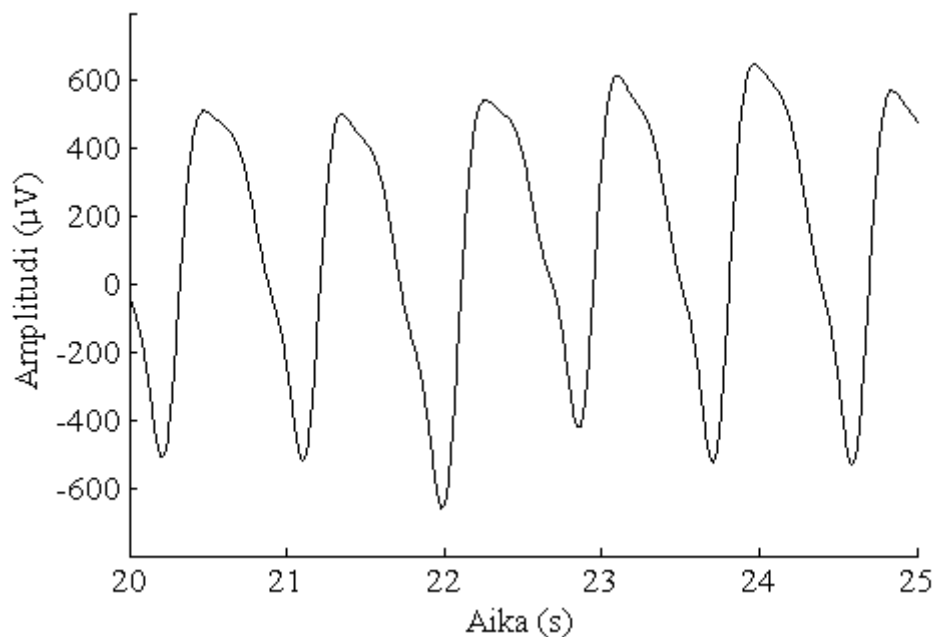
Ihon sähkönjohtavuuden on todettu kohoavan jonkin verran erilaisiin tehtäviin valmistauduttaessa ja edelleen niitä suoritettaessa (Dawson ja muut 2000). Vastaavalla tavalla ihon hikirauhaset saattavat reagoida musiikkia kuunneltaessa. Ihon sähkönjohtavuusarvojen vaihteluita on liitetty ihmisen tunnetilan vaihteluihin (Lundqvist ja muut 2009; Gomez & Danuser 2007). Koska hikirauhasten aktivaatio liittyy niin sanottuun taistele-tai-pakene-reaktioon, on aktivaation ajateltu olevan voimakkaampaa kiihdyttävissä kuin rauhoittavissa tilanteissa. Tällöin voidaan olettaa tunnetilaa kiihdyttävän ärsykkeen lisäävän hikirauhasten aktiivisuustasoa ja edelleen kohottavan ihon sähkönjohtavuutta (mm. Chapados & Levitin 2008; Witvliet 1997).

#### 2.1.4. Fotopletysmografia

Fotopletysmografia (PPG) mittaa kehon kudosalueen tiheyden muutosta. Kudokseen suunnataan infrapunataajuisia valoa vakiointensiteetillä. Kudoksesta heijastuvan tai kudoksen läpi siroavan valon tehoa mitataan fotodiodilla. Mittaussignaali kuvaa epäsuorasti paikallisen tilavuuden tiheyttä ajan suhteen.

Sydämen sykkeen aiheuttama veren virtaus aiheuttaa jaksollisesti muuttuvan kudostiheyden kehon osissa. Kun kudos sisältää maksimimäärän verta, se absorboi lävistävää valoa voimakkaimmin. Tällöin pletysmografilla mitattu signaali on minimissään. Vastaavasti signaalin huippu syntyy juuri ennen sydämen pumppaaman veren virtausta. Täten signaalin huiput kuvaavat epäsuorasti sydämen lyöntitiheyttä aikatasossa (Kuva 4). Paikalliset minimit ovat sykkeen R-kompleksien aiheuttamia nopeita kudostihentymiä, joiden välisistä aikaintervalleista saadaan sykearvon käänteisluku. Yleensä mittaustilanne vaatii paikallaan oloa, koska liike aiheuttaa signaaliin matalataajuisia häiriöitä, jotka peittävät signaalihiippuja. Koska sydän lyö lepotilassa tavallisesti 50–120 kertaa minuutissa, signaalin taajuuskaistaksi riittää 5 Hz.

Tutkimuskäytössä tavallisesti pletysmografisignaalia käytetään turvallisuusmielessä koehenkilön tilan tarkkailuun. Sydämen sykkeen käyttäytymistä voidaan analysoida myös jotakin tehtävää suoritettaessa. Pulssin muutoksia tutkitaan usein ajan funktiona. Pulssin tai R-kompleksien välisten intervallien keskiarvoja ja keskihajontaa on helppo tutkia fotopletysmografisignaalista. Tätä varten signaalista pitää ilmaista huippujen tapahtumahetket. Signaalia analysoitaessa on otettava huomioon, että signaalin huippujen muodot vaihtelevat koehenkilöiden kesken ja riippuvat tavasta, jolla mittalaite on kiinnitetty sormeen.



Kuva 4. Fotopletysmografisignaali. Signaalin paikallisissa minimikohdissa kudoksen tiheys on voimakkaimmillaan eli sydänlihaksen supistuminen on tapahtunut vain hetkeä aiemmin. Signaali on suodatettu taajuuskaistalle 0,2–5 Hz.



## 2.2. AKTIVAATION ILMAISU

Aktivaation ilmaisu on yksi fysiologisen tilan signaalien analyysimenetelmistä, jonka tarkoituksena on erotella tutkimuksen kannalta mielenkiintoinen tieto signaalista. Yleensä tutkimuksia varten mitatut aineistot koostuvat useista signaaleista useassa eri koeasetelman tilanteessa, joten signaalien yksittäinen tarkastelu vie aikaa tai voi olla jopa mahdotonta. Tietotekniikan kehityksen myötä on kehitetty erilaisia menetelmiä, joiden avulla löydetään signaalista halutunlaisia ominaisuuksia.

Mittaussignaalisissa rajattua ajanhetkeä, jolla aktivaatio on tapahtunut, kutsutaan vasteeksi. Tavallisesti vasteet ovat perustasostaan kohonneita amplitudiarvoja normaali-jakautuneen kohinan seassa. Aktivaation ilmaisuun tarkoitettut menetelmät pyrkivät osoittamaan vasteen alkuhetken. Ilmaisumenetelmien käyttö edellyttää aina tietoa etsittävien vasteiden ominaisuuksista ja niiden suhteesta koko signaaliin. Kaikki automaattiset ilmaisumenetelmät joudutaan optimoimaan, jotta vasteiden ilmaisu olisi luotettavaa. Ilmaisun luotettavuudesta puhuttaessa käytetään termejä osuma-aste (hit rate) ja virheosuma (false alarm). Osuma-aste kertoo oikein ilmaistujen vasteiden lukumäärän suhteessa todellisten vasteiden määrään. Virheellisesti ilmaistu vaste tuottaa virheosuman.

Fysiologisen tilan muutokset näkyvät signaaleissa muun muassa amplitudihuippuina, joita voidaan ilmaista kynnsarvomenetelmän avulla. Kynnsarvomenetelmät ovat erilaisten moniresoluutiomenetelmien ohella käytetyimpiä esimerkiksi EMG-aktivaation alkuhetken ilmaisussa (Micera ja muut 1998; Boxtel ja muut 1993). Kynnsarvomenetelmän tehtävä on löytää tietyn kynnsarvon ylittäviä amplitudeja aikataason signaalista. Yksittäisten aktivaatiohetkien ilmaisuun on kehitetty useita erilaisia kynnsarvomenetelmiä, joista yksinkertaisimmat perustuvat yhteen kynnsarvoon, joka on määritelty joko kiinteäksi tai esimerkiksi riippuvaksi signaalin amplitudien keskiarvosta ja -hajonnasta. Signaalin ominaisuuksien mukaan asetettu kynnsarvo parantaa osuma-astetta, jos signaaleja on useita. Signaalille yksilöllinen kynnsarvo  $V_T$  voidaan määrittellä Studentin  $t$ -jakauman mukaan todennäköisyystasolla  $\alpha$  seuraavasti:

$$V_T = M + F \cdot t_{\alpha, V-1} \cdot \frac{S}{\sqrt{V-1}}, \quad (1)$$

missä  $M$  ja  $S$  ovat edellisten  $V$  näytteen keskiarvo ja keskihajonta sekä  $F$  ilmaisutarkkuuden määrittelevä kerroin (Boxtel ja muut 1993).

Kynnsarvomenetelmän heikkous on sekä virheosumien että osuma-asteen suora riippuvuus valitusta kynnsarvosta. Usein fysiologisen tilan signaaleissa amplitudihuiput eivät ole yhtä voimakkaita, koska ne riippuvat aktivaation voimakkuustasosta ja ovat yksilöllisiä. Matala-amplitudisen vasteen tapauksessa liian korkeaksi asetettu kynnsarvo heikentää menetelmän osuma-astetta. Jos taas kynnsarvo on liian matala, kasvaa virheosumien määrä.

Yhtälön (1) mukaan määritelty kynnysarvo on voimassa  $V-1$  näytteelle, joten se pyrkii ottamaan huomioon signaalin perustason hidasta muuttumista ajassa. Menetelmä ei pysty kuitenkaan ennustamaan sopivaa vapausasteiden määrää vaan se täytyy määrittellä vasteiden keston ja näytteenottotaajuuden perusteella. Tavallisesti vasteiden ominaisuudet tunnetaan riittävän hyvin, jotta tämänkaltainen parametrisointi on järkevää. Määrittelemällä useita kynnysarvoja voidaan ilmaista signaalin käyttäytymistä eri amplituditasoilta. Tämä mahdollistaa eri voimakkuustasoilla olevan aktivaation luokittelun kynnystysvaiheessa ja parantaa menetelmän osuma-astetta (Reaz ja muut 2006).

Viimeaikoina on kehitetty menetelmiä, jotka pystyvät muovautumaan tutkittavan signaalin mukaan eivätkä vaadi kiinteitä parametreja. Tällaisia ovat esimerkiksi keino- ja neuroverkot ja sumean logiikan algoritmit, joita on käytetty muun muassa EMG-aktivaation luokitteluongelmissa (Reaz ja muut 2006; Zhang ja muut 2002; Hussein & Granat 2002; Micera ja muut 1999). Menetelmät pyrkivät jäljittelemään ihmisaivojen kaltaista päättelyä loogisten ehtolauseiden säätelminä. Todellisuudessa algoritmit tarvitsevat toimiakseen parametreja ja sääntöjä. Käyttäjän määrittelemien parametrien sijaan tarvittava tieto voidaan automaattisesti poimia signaalista. Signaalin ominaisuuksien avulla pystytään muuttamaan algoritmin toimintasääntöjä. Esimerkiksi neuroverkoissa osa signaalin informaatiosta saatetaan käyttää algoritmin ”opettamiseen” ennen varsinaista analyysivaihetta.

Älykkäillä menetelmillä voidaan pystyä erottamaan signaalista ominaisuuksia, joita on muilla keinoin mahdotonta erottaa. Menetelmien automaattisuus saattaa kuitenkin aiheuttaa osuma-asteen ja virheosumien hajontaa. Sumean logiikan menetelmät antavat parhaassa tapauksessa johdonmukaisia tuloksia eivätkä ne ole herkkiä liian erityiselle oppimiselle (Reaz ja muut 2006). Sumeiden järjestelmien käytössä etuna on algoritmin toiminnan ymmärtäminen. Joskus monimutkaisessa neuroverkojärjestelmässä syötön ja ulostulon välillä tapahtuvien toimintojen ymmärtäminen ja fyysikaalinen toteuttaminen voi olla hankalaa. Sumean logiikan ilmaisumenetelmiin voidaan liittää erilaisia ehtoja, jotka vähentävät parhaassa tapauksessa virheosumien määrää. Automaattisen ilmaisun luotettavuutta voidaan parantaa käyttämällä hyväksi ihmisen tietämystä tutkittavasta ilmiöstä.

Sumean logiikan avulla pystytään toteuttamaan kynnysarvomenetelmä, joka soveltuu yksilölliselle tarkastelulle eikä tarvitse kiinteitä parametreja. Kuvankäsittelyssä on käytetty eri sävyjen erottelemiseen sumean logiikan kynnysarvomenetelmää, joka perustuu pikseleiden luokitteluun sävyerojen mukaan (mm. Kwon 2003). Fysiologisen tilan signaalin ominaisuuksia voidaan tarkastella samalla tavalla sumean logiikan avulla. Signaali-kohtaisten kynnysarvojen etsiminen sumeaa logiikkaa hyväksi käyttäen on seuraava askel kohti älykkäämpiä aktivaatioilmaisumenetelmiä.

## 2.3. MUSIIKIN HAVAITSEMISEN FYSIOLOGIAA

Prosessit, joilla aivot yhdistävät erillisiä ääniä musiikiksi, tunnetaan huonosti. Eräiden aivokuvantamistutkimusten mukaan musiikin prosessointi on jakautunut erillisiin osiin aivokuorella ja pikkuaivoissa (mm. Parsons 2006). Musiikki voidaan jakaa usean tason piirrekomponentteihin, kuten harmoniaan, melodiaan, äänenkorkeuteen ja äänensävyyn. On esitetty, että tällaisia akustisia komponentteja käsitellään niille ominaisissa aivojen osissa (Stewart ja muut 2006; Parsons 2006; Platel ja muut 1997). Kuitenkin on vielä epäselvää kuinka erilliset äänet yhdistyvät aivoissa jatkuvaksi musiikiksi.

Ihmisen kehittymistä musiikillisessa ympäristössä on tutkittu jo vuosikymmeniä. Tutkimukset antavat viitteitä siitä, että musiikillinen oppiminen alkaa jo ennen syntymää (Kisilevsky ja muut 2004; Moon & Fifer 2000). Kisilevskyn ja muiden (2004) mukaan yli 33-viikkoisilta sikiöiltä mitattiin pysyviä kohonneita sykearvoja, kun he kuulivat musiikkia äidin vatsan läpi. Saman musiikin todettiin hidastavan pulssia ja suuntaavan tarkkaavaisuutta syntymän jälkeen. Musiikillisten piirteiden hahmottaminen ja perusymmärrys elinympäristökulttuurin musiikista kehittyvät ensimmäisten kymmenen elinvuoden aikana (Colwell 2006). Musiikin hahmottamisen oppiminen ei vaadi erityistä opetusta, sillä se tapahtuu ympäristön havainnoinnin kautta. Yksilön musiikillinen kehittyminen tehostuu aktiivisen altistumisen tai harjoittelun avulla ja voi jatkua läpi elämän.

Musiikin kuunteluun liittyy monia fysiologisia prosesseja, joita ei vielä ymmärretä. Vaikka musiikin vaikutukset olisivat perimmiltään yksinkertaisia, musiikin synnyttämät prosessit saattavat olla hyvin usein yksilöllisiä ja moniselitteisiä. Monet tutkijat pyrkivät kuitenkin osoittamaan, että kuuntelijoita voidaan ryhmitellä musiikillisten kokemusten perusteella. Musiikin vaikutus ihmisen tunnetilaan on ollut kasvava tutkimuskohde muutaman vuosikymmenen ajan. Enimmäkseen tutkijat ovat olleet kiinnostuneita siitä, miten musiikki saa aikaan tunteita ja kuinka yhteisöllistä musiikin tulkitseminen on. Prosesseja on koetettu ymmärtää mitattujen fysiologisen tilan signaalien avulla. Joitakin mitattavissa olevia prosesseja on voitu yhdistää musiikkiin vertailemalla niitä kuuntelijoiden ilmoittamiin tuntemuksiin. Lisäksi, esimerkiksi, autonomisen hermoston toiminnan ymmärtäminen on houkuttellut tutkijoita tekemään johtopäätöksiä elimistön tavasta toimia yhtenevästi vastaavanlaisissa tilanteissa. Oletuksen mukaan havainnosta johtuva tuntemus ajaisi jokaisella kerralla elimistön prosesseja sille ominaisella tavalla.

Fysiologisten vasteiden tutkimuksessa käytetty tavallisin tutkimusasetelma perustuu erityylisten musiikkikappaleiden kuunteluun. Mittauskohteina ovat olleet muun muassa aivot (Stewart ja muut 2006; Parsons 2006; Schmidt & Trainor 2001; Platel ja muut 1997), kasvolihakset (Lundqvist ja muut 2009; Roy ja muut 2009; Witvliet ja Vrana 2007; Witvliet 1997), hengitysrytmi (Iwanaga & Moroki 1999), sydämen lyöntitiheys (Iwanaga ja muut 2005; Allen ja muut 2001; Iwanaga & Moroki 1999; Krumhansl 1997; Witvliet 1997) ja ihon sähkönjohtavuuden vaihtelut (Lundqvist ja muut 2009; Gomez & Danuser 2007; Nater ja muut 2006). Tutkimustulokset ovat olleet usein ristiriitaisia, ja johtopäätöksiä on tehty pienien koehenkilöotoksien perusteella. Lisäksi tutkijat ovat lähes poikkeuksetta itse valinneet ärsyksenä käytettävää musiikin.

Jotta musiikin vaikutuksia kuuntelijaan voidaan tutkia, on musiikkia luokiteltava. Tavallisesti jako on tehty miellyttävään ja epämiellyttävään tai rauhoittavaan ja kiihdyttävään tai näiden neljän kombinaatioihin. Joidenkin tutkimusten mukaan kasvojen paikkakohtainen lihasaktivaatio riippuu musiikin miellyttävyys- ja kiihdyttävyystasosta. Zygomaticus-alueen aktivaation on näytetty olevan corrugator-alueen aktivaatiota voimakkaampaa, kun musiikki on miellyttävää (Lundqvist ja muut 2009; Witvliet ja Vrana 2007; Witvliet 1997). Toisaalta epämiellyttävän musiikin on todettu lisäävän corrugator-alueen aktivaatiota (Roy ja muut 2009; Witvliet & Vrana 2007; Witvliet 1997). Witvliet ja Vrana (2007) löysivät zygomaticus-alueelta voimakkaampaa aktivaatiota, kun musiikki oli kiihdyttävää. Rauhoittava musiikki ei saanut aikaan yhtä voimakkaita EMG-vasteita. Corrugator-alue ei osoittanut merkittäviä muutoksia aktivaatiossa kiihdyttävyystason muutoksille.

Musiikin kiihdyttävyystason on näytetty vaikuttavan ihon sähkönjohtavuuteen (Nater ja muut 2006) ja pulssiin (Iwanaga 2005; Iwanaga & Moroki 1999; Witvliet 1997). Joskus musiikin luokittelu tehdään miellyttävän ja epämiellyttävän sijasta iloiseen ja surulliseen. Lundqvist ja muut (2009) mittasivat SCL-arvoja iloisen ja surullisen musiikin kuuntelun aikana. Iloinen musiikki aiheutti merkittävästi korkeampia sähkönjohtavuustasoja kuin surullinen musiikki. Surullinen musiikki aiheutti Krumhansl:n (1997) tutkimuksen mukaan sydämen sykkeen hidastumista.

Koska musiikki on fysikaalisesti ilman värähtelyä, on järkevää ajatella musiikin fysikaalisten ominaisuuksien kuten intensiteetin, taajuusominaisuuksien ja äänien esiintymistaajuuden eli tempon vaikuttavan ihmisen fysiologiaan. Gomez ja Danuser (2007) tutkivat musiikin komponenttien vaikutusta ihon sähkönjohtavuustasoon. Musiikin korkea voimakkuustaso, nopea tempo, toistuva aksentointi, toistuva staccato-omaisuus ja äänialan leventyminen kohottivat arvoja. Lisäksi he havaitsivat tempon vaikuttavan pulssiin.

Henkilökohtaisen mielimusiikin vaikutuksia on tutkittu hyvin vähän. Usein tutkimuksissa pyritään vertailukelpoisiin mittauksiin, joten on ollut mielekkäämpää valita yhtenevät ärsykkeet kaikille koehenkilöille. Iwanaga ja Moroki (1999) eivät löytäneet yhteyttä fysiologisten vasteiden ja musiikin miellyttävyuden välillä. Allen ja muut (2001) tutkivat omavalintaisen musiikin kuuntelun vaikutusta stressitilanteessa. Ideana oli mitata potilaan sykettä ja verenpainetta ennen silmäkirurgista operaatiota, operaation aikana ja välittömästi operaation jälkeen. Kontrolliryhmä valmisteltiin ja operoitiin normaaliin tapaan, mutta vertailuryhmä kuunteli omavalintaista musiikkia ennen leikkausta ja leikkauksen aikana. Musiikkia kuunnelleet potilaat osoittivat matalampaa sydämen lyöntitiheyttä kuin kontrollipotilaat kaikissa operaation vaiheissa.

## 3. TUTKIMUSAINEISTO JA -MENETELMÄT

### 3.1. YLEISTÄ ANALYYSIMENETELMISTÄ

Riippuen mittauskohteesta ja -menetelmästä signaalit ovat luonteeltaan erilaisia. Kehitystyön tärkein osa-alue on huomioida menetelmien luotettavuus ja soveltuvuus kunkin signaalityypin tapauksessa. Toteutetut analyysimenetelmät perustuvat aikaisemmin käytettyihin menetelmiin, joita valittaessa ja kehitettäessä pyritään yksinkertaiseen, nopeaan ja tulokselliseen analyysiin.

Fysiologisen tilan mittaussignaalit vaativat luotettavia perustason analyysimenetelmiä, sillä vasta oikein esikäsitellyt signaalit antavat mahdollisuuden käyttää edistyneempiä analyysimenetelmiä. Perustason analyysillä tarkoitetaan yleisesti signaalin ikkunointia ja suodatusta. Tässä työssä signaaleja ei ikkunoida, koska tutkittavat vasteet ovat spontaaneja. Suodatuksessa käytetään avoimen lähdekoodin EEGlab-ohjelmaa (Swartz Center for Computational Neuroscience, California, USA), jonka digitaaliset FIR-suodattimet suunnitellaan signaaliakohtaisesti MATLAB-funktioin. Muut perusanalyysimenetelmät riippuvat signaalityypistä. EMG-signaalien tapauksessa tarvitaan muun muassa DC-korjausta ja tasasuuntausta (Fridlund & Cacioppo 1986).

Yleisesti suuri osa analyysimenetelmistä toimii erilaisten parametrien ohjaamana. Tässä työssä käytetyissä menetelmissä on pyritty minimoimaan niin käyttäjäsyyttöisten kuin laskennallisten parametrien käyttöä. Menetelmissä käytettyihin parametreihin, niiden valinnan luotettavuuteen ja määrään kiinnitetään huomiota jokaisen signaalityypin tapauksessa. Tarvittavat parametrit valitaan aikaisempiin tutkimuksiin perustuen.

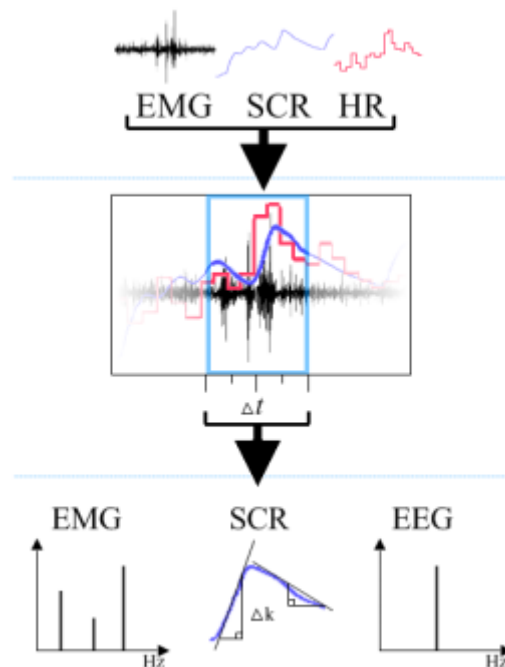
Työssä toteutettu ohjelma Physitools sisältää analyysityökaluja EEG-, EMG-, HR- ja SCR-vasteiden käsittelyyn ja havainnollistamiseen. Ohjelma on tarkoitettu digitaalisten signaalien analysointiin aika- ja taajuustasossa. Physitools on toteutettu ja testattu MATLAB 7.6.0 (R2008a) -ympäristössä (The MathWorks, Massachusetts, USA) ja mahdollistaa BioSemi-laitteistolla (BioSemi B.V., Amsterdam, Hollanti) mitattujen signaalien analysoinnin. Analyysityökaluja voidaan käyttää sekä graafisen käyttöliittymän kautta että kutsumalla yksittäisiä funktioita MATLAB-ympäristössä. Koko signaalianalyysi voidaan toteuttaa tehokkaasti graafisella käyttöliittymällä. Ohjelman toteutuksessa on otettu huomioon helppokäyttöisyys, monipuolisuus ja laajennettavuus. Ohjelmaa on mahdollista laajentaa lisäosilla ja analyysimenetelmillä.

### 3.2. TOTEUTETTU ANALYYSIMENETELMÄ

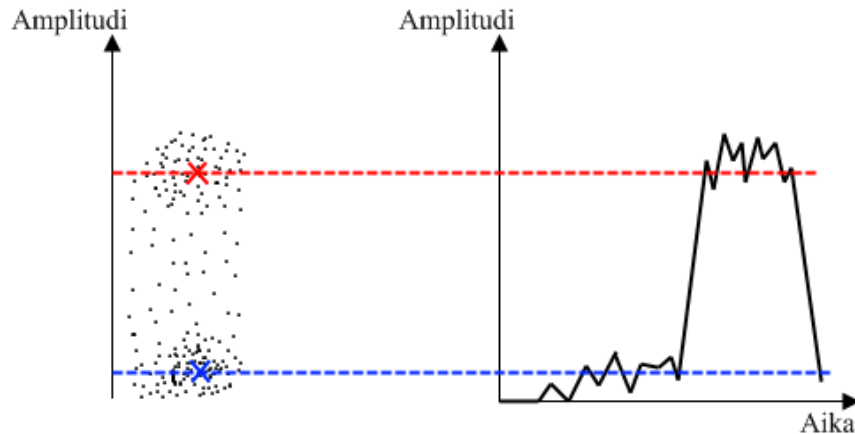
Työssä kehitettiin uusi analyysimenetelmä, joka mahdollistaa vasteiden havaitsemisen aikatazon signaaleista. Menetelmällä voidaan tutkia esimerkiksi musiikin kuuntelun aiheuttamia fysiologisia muutoksia ilman tapahtumasidonnaisuusinformaatiota. Havaittuja aktivaatiohetkiä voidaan hyödyntää tutkittaessa esimerkiksi vasteiden muotoja tai tehottiheyksiä taajuustasossa (Kuva 5). Menetelmä sisältää siten kaksi rajapintaa, joista ensimmäisessä havaitaan aktivaatio signaaleista ja toisessa havaittuja aikaikkunoita käytetään signaalien ominaisuuksien tarkastelussa.

#### 3.2.1. Aktivaatioilmaisu

Signaaleista havaitaan aktivaatiohetkiä käyttämällä edistynyttä kynnsarvomenetelmää, joka perustuu sumean logiikan C-keskiarvojen parvijakoon (fuzzy C-means clustering, liite A). Aikaisemmin sumean logiikan ja kynnsarvomenetelmän yhdistelmää on käytetty esimerkiksi kuvankäsittelyssä, mutta menetelmä on uusi fysiologisen tilan signaalien analyysissä. Sumean logiikan kynnsarvomenetelmä on signaalisopeutuva eikä siten tarvitse käyttäjän syöttämää kynnsarvoparametria. Tekniikka sopii erityisesti voimakkuudeltaan eritasoisten huippujen ilmaisuun, koska se mahdollistaa usean kynnsarvon valitsemisen signaalin näytearvojen jakauman perusteella.



Kuva 5. Kehitetyn analyysimenetelmän perusidea. Ensin signaaleista ilmaistaan tutkimuksen kannalta kiinnostavia aktivaatiohetkiä. Seuraavaksi havaittuja aikaikkunoita hyödynnetään joko vastaavien tai täysin eri mittauslähteistä saatujen signaalien jatkoanalyysissä.

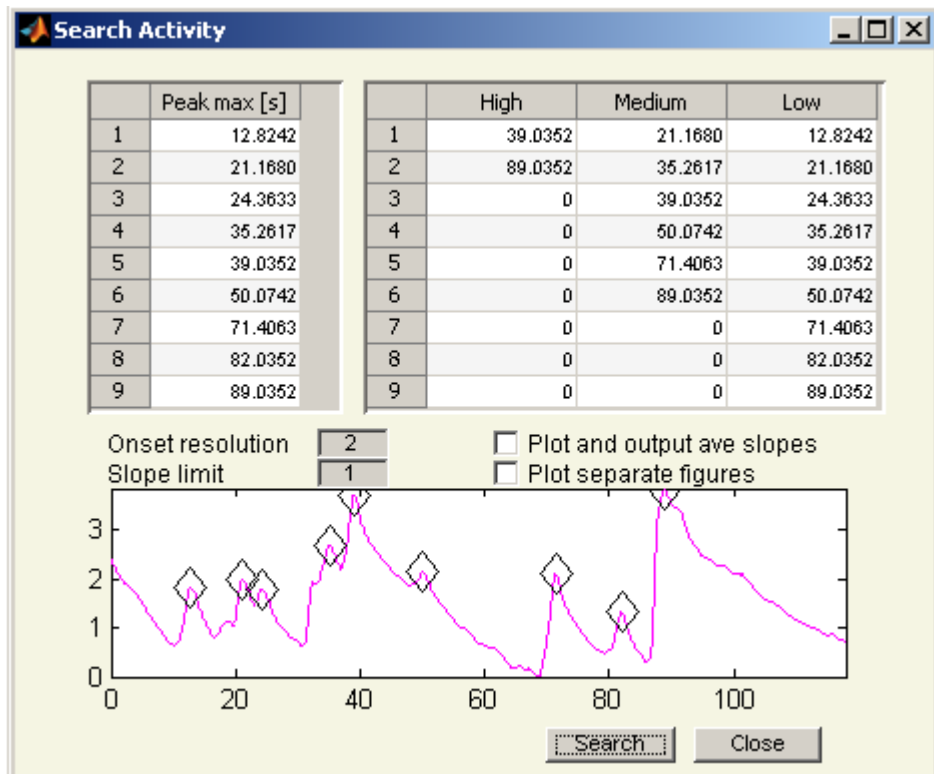


Kuva 6. Kynnysarvojen määrittely sumean logiikan parvien avulla. Signaalin näytteet voidaan jakaa parviin, joiden keskipisteiden mukaan määritellään kynnysarvot.

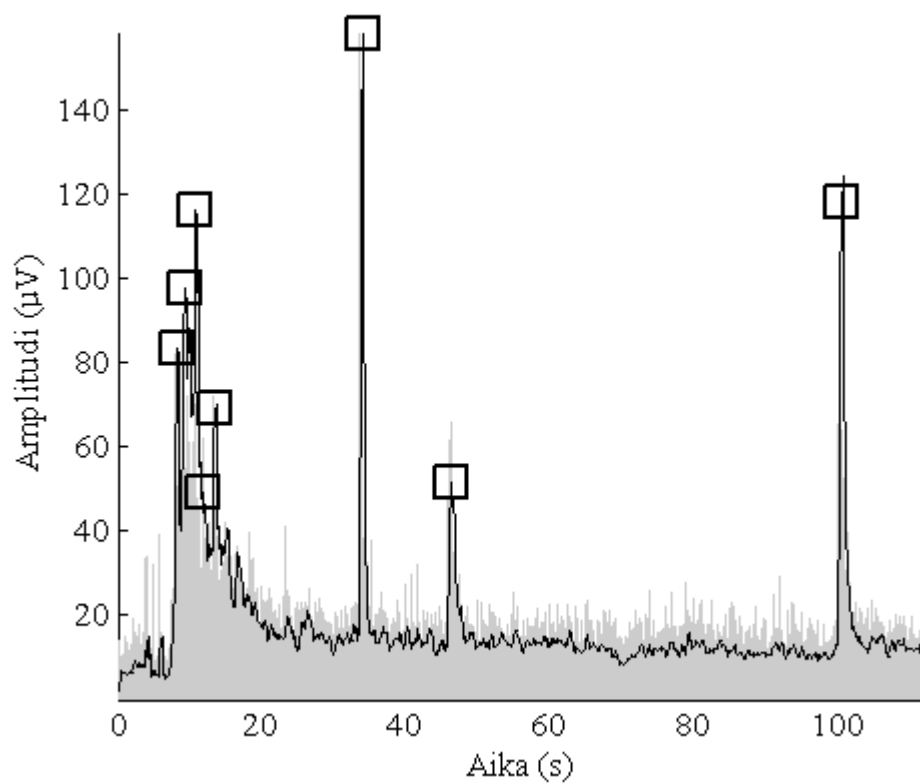
Signaalit esiprosessoidaan ennen vasteilmaisua kullekin ominaisella tekniikalla. Esi-käsitellyn signaalin näytteet jaetaan erillisiin parviin amplitudiensa mukaan sumean C-keskiarvoistuksen avulla käyttäen sumean työkaluosion MATLAB-funktiota `fcm.m`. Menetelmän alkuoletuksena on, että signaalissa on aktivaatiota. Signaalin näyteamplitudeista iteroitujen parvien keskipisteet määräävät kynnysarvomenetelmän kynnysarvot (Kuva 6). Useita kynnysarvoja voidaan määrittellä kerralla. Signaalit kynnystetään saaduilla amplitudikynnyksillä, jolloin saadaan vasteen nousu- ja laskurampille tietyt ajanhetket. Aikaikkunan sisältä etsitään signaalin derivaatan nollakohtaa. Nollakohdan avulla rekisteröidään vasteiden huippuja. Useiden kynnysarvojen tapauksessa huiput luokitellaan voimakkuuden mukaan.

Analyysimenetelmä optimoitiin ihon sähkönjohtavuusvasteiden ja kasvolihaskiväilyksen ilmaisuun. Sähkönjohtavuussignaalin analyysi edellyttää signaalilta kapeaa kaistaa. Signaalit alipäästösuodatetaan alle 10 Hz päästökaistalle ja niistä poistetaan hitaasti ajassa muuttuva sähkönjohtavuustaso (SCL) mahdollisimman tehokkaasti käyttämällä kolmannen asteen polynomisovitusta. Polynomifunktion vähentämisen jälkeen konduktanssivastesignaalin näytteet jaetaan kolmeen parveen, joiden keskipisteistä saadaan kynnysarvot kolmella amplituditasolla. 3-keskiarvoalgoritmien iteroitukierrokset määräytyvät signaalin ominaisuuksien mukaan. Keskimäärin iteroitukierroksia on noin 30. Tulokseksi saadaan kolmeen voimakkuustasoon jaettujen vasteiden tapahtumahetkiä, joista käyttäjän asettaman aikatarkeusparametrin mukaan poistetaan samassa aikaikkunassa olevat aktivaatiohetket (Kuva 7).

EMG-signaalista lasketaan energia Teager-Kaiser-energiaoperaattorilla, jota on käytetty ihon pinnalta mitatun lihasaktivaation ilmaisussa (Liite B). Operaattori ottaa huomioon signaalin amplitudi- ja taajuusinformaation, joten se soveltuu hyvin EMG-aktivaation erottelukseen (Kuva 8). Energiaoperaattorin tehokkuutta voidaan kasvattaa tasasuuntaamalla signaali ennen operaattorin käyttöä. Jotta kapeat energiatransientit voidaan havaita tehokkaasti, konvoloidaan energiasignaali puolen näytteenototaajuuden pituisen suorakulmisen ikkunan kanssa. Täten menetelmän korkein aikatarkeus on 500 ms. Lisäksi signaali alipäästösuodatetaan FIR-suodattimella 5 Hz päästökaistalle.



Kuva 7. Aktivaatioilmaisu SCR-signaalista. Algoritmi palauttaa ajanhetket havaittujen vastehuippujen kohdalta käyttäjän määrittämällä aikatarkkuudella. Ylhäällä oikealla näkyy eri tasoihin luokitellut vasteet ennen aikatarkkuusehdon toteutusta.



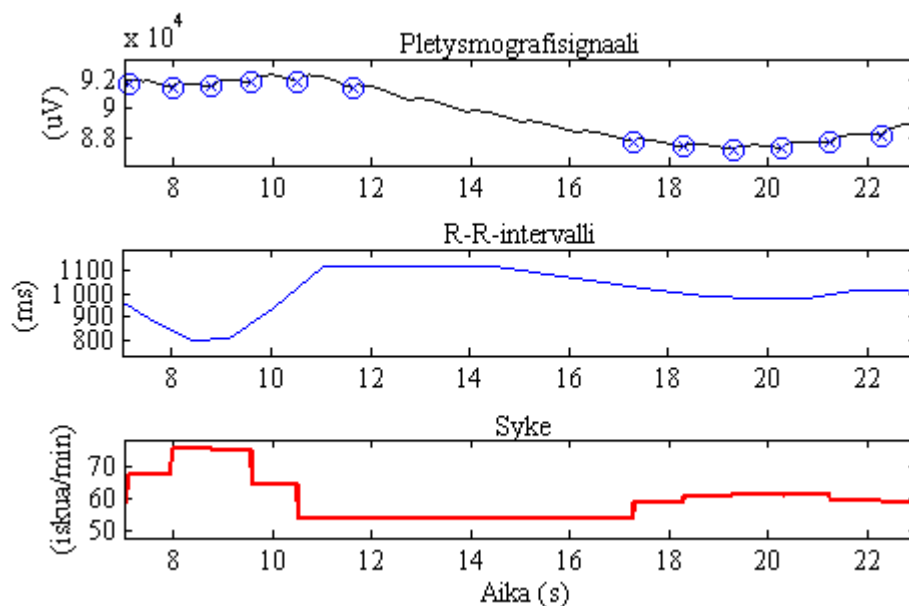
Kuva 8. Aktivaatioilmaisu EMG-signaalista Teager-Kaiser-energisignaalin (musta viiva) avulla. Algoritmin havaitsemat vasteet on merkitty mustilla neliöillä.



EMG-signaalin parvijaossa käytetään viittä eri tasoa, joista kynnyksarvoiksi valitaan tasot 3 ja 5. Ensimmäisen ja toisen kynnyksarvon havaittiin valitsevan useimmiten kohinasta johtuvia impulsseja. Valinta perustui silmämääräiseen tarkasteluun ja kokeiluun. Kynnyksarvojen välinen ero mahdollistaa pienien vasteiden ilmaisun suurempien joukosta. Jos matalampi kynnyksarvo on arvoltaan yli 90 % korkeammasta, sitä ei käytetä. Lisäksi kynnyksarvolla nolla ei hyväksytä. Iteraatiokierrosten määrä on rajoitettu sataan. Aktivaatioikkunoiden sisältä etsitään gradientin nollakohta, joka mielletään vasteen huipuksi. Menetelmä antaa tulokseksi EMG-vasteiden tapahtumahetkiä kahdessa voimakkuusryhmässä. Vasteet havainnollistetaan käyttäjän määrittelemän aikatarkkuuden mukaan.

Jaksollisesta pletysmografisignaalista ilmaistaan aktivaatiota paikallisten gradienttien avulla. Paikallisen minimikohdan tunnistamiseksi signaalista etsitään negatiivisen ja positiivisen gradientin välinen gradientin nollakohta. Signaali ei saa sisältää esimerkiksi liikkeestä aiheutuvia korkeataajuisia transientteja. Sydänaktivaation ilmaisussa ei käytetä kynnyksarvomenetelmää signaalin hyvin matalataajuisen vaihtelun vuoksi. Ilmaistujen huippujen väliset ajat (IBI) esitetään ajan suhteen. IBI-signaalista voidaan yksinkertaisella kynnyksarvomenetelmällä havaita käyttäjän määrittelemän sykearajan ylittäviä tai alittavia hetkiä, sillä pulssi saadaan näytearvojen käänteisluvusta.

Sykearvoja ilmaiseva menetelmä on kehitetty interaktiiviseksi siten, että algoritmin suoriutuminen havaitaan välittömästi laskentahetkellä. Kahta parametria muuttamalla voidaan parantaa R-kompleksien tehokasta paikallistusta. Ensimmäinen parametri määrittelee keston aikaikkunalle, joka voi sisältää yhden huipun. Jos algoritmi ei havaitse joitakin pletysmografisignaalin huippuja, se ilmoittaa tavanomaisesta poikkeavia sykearvoja. Nämä voidaan hylätä, koska lepotilan pulssin tiedetään olevan tietyissä rajoissa. Toinen parametri määrittelee hylkäysrajan. Hylkäystapauksessa pulssin laskentaan käytetään edellistä arvoa, kunnes seuraava huippu löytyy (Kuva 9).



Kuva 9. Sykeaktivaation ilmaisu pletysmografisignaalista. Havaitut paikalliset minimikohdat (ympyrät) esitetään ajan suhteen, jolloin saadaan R-R-intervallia kuvaava signaali (keskellä). Näytearvojen käänteisluvusta saadaan pulssi ajan suhteen (alhaalla).

### 3.2.2. Aktivaatioilmaisun hyödyntäminen jatkoanalyysissä

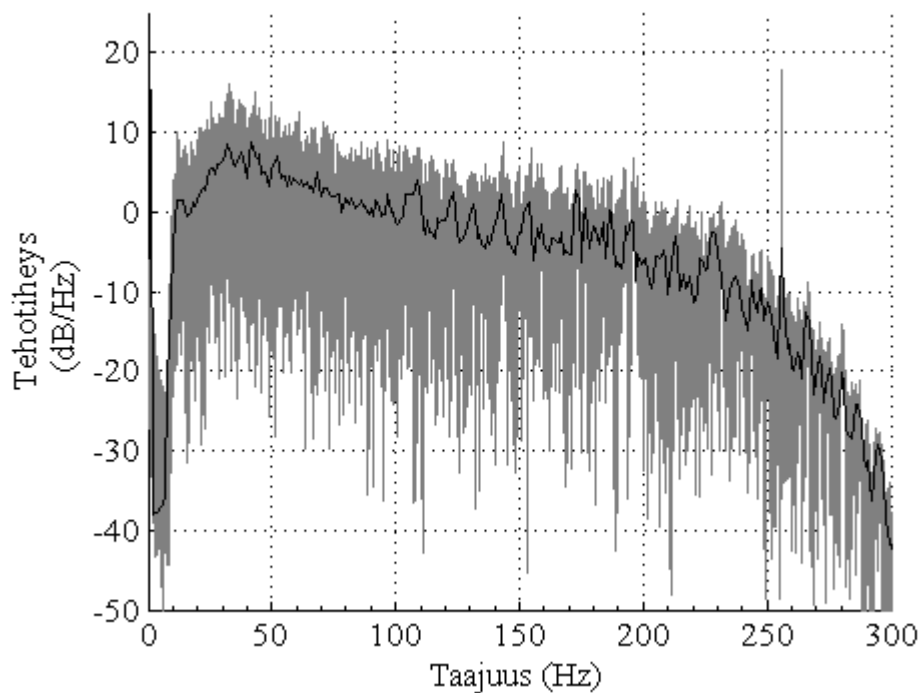
Tutkimuksissa havaittujen vasteiden määrää vertaillaan tavallisesti eri tilanteiden välillä. Ilmaistujen aktivaatiohetkien avulla voidaan tutkia lisäksi signaalin ominaisuuksia paremmalla signaali-kohinasuhteella, jos virheosumien määrä on riittävän pieni. Korkea osuma-aste kasvattaa tutkittavien vasteiden määrää ja siten analyysin luotettavuutta. Jatkoanalyysin menetelmän valinnassa on huomioitava virheosumien ja osuma-asteen vaikutukset tuloksiin.

Signaalien taajuuskäyttäytymistä voidaan tutkia laskemalla signaalin spektri. Koska fysiologisen tilan signaalien käyttäytyminen on satunnaista, amplitudispektrin laskenta voi tuottaa vääriä tuloksia tai johtaa nollatulokseen. Siksi taajuustason esitykseen on käytetty tehotiheyspektriä, joka kuvaa signaalin taajuuskohtaista tehoa. Tehotiheyden yksikkö on dB/Hz. Taajuustasoon siirtymiseksi on laskettava signaalin Fourier-muunnos, mikä edellyttää signaalilta stationaarisuutta ja pehmeyttä. Signaalin segmentointi mahdollistaa stationaarisuuden olettamisen ja edelleen taajuustason esityksen. Täten joudutaan käyttämään algoritmia, joka paloittelee signaalia ennen taajuustasoon siirtymistä.

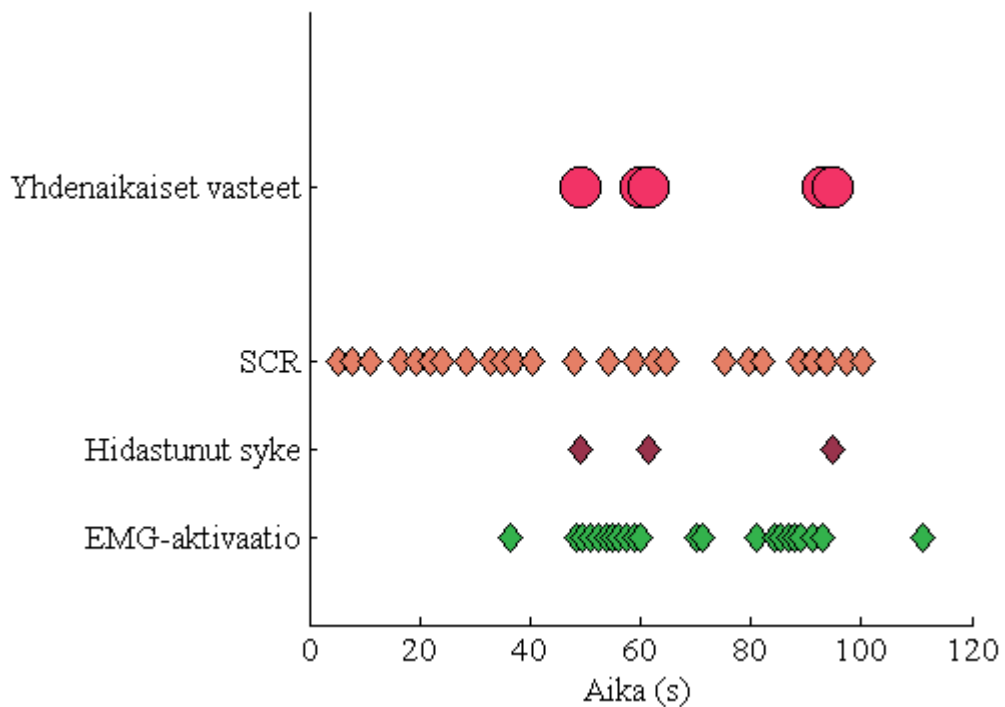
Spektrin tehotiheydestimaatin laskemiseen käytetään Welch:n menetelmää (Liite C). Menetelmän etuna on signaalin varianssin pienentyminen (Kuva 10). Tarkoituksena on löytää kompromissi selkeän taajuustason esityksen ja taajuuserottelutarkkuuden välillä. Käyttäjän määrittämät parametrit ovat paloitteluaikaikkunan kesto (s) ja aikaikkunoiden päällekkäisyys (%). Aikaikkunan keston valinta riippuu tutkittavan signaalin taajuusvaihtelusta. Paras erottelutarkkuus saavutetaan pienellä ikkunoiden päällekkäisyydellä.

Ilmaistujen aktivaatiohetkien avulla voidaan tutkia signaalin taajuusominaisuuksia aktivaatiota sisältävässä aikaikkunassa. Lisäksi esimerkiksi EMG-signaalin taajuuskomponentteja voidaan verrata EEG-signaalin taajuuskomponentteihin hetkillä, joilla lihasaktivaatiota on havaittu. Physitools mahdollistaa yhdenaikaisten vasteiden tarkastelun graafisesti (Kuva 11). Menetelmällä voidaan tehdä päätelmiä ihmisen fysiologisen tilan muutoksista laajemmalla tasolla. Lisäksi virheosumien määrää pystytään vähentämään tehokkaasti, jos tunnetaan fysiologiset syyt vasteiden yhdenaikaisuudelle.

Aikatason signaaleista voidaan tutkia vasteiden huippuamplitudeja ja muotoja. Ilmaistujen huippujen kohdalta alkuperäisistä johtavuussignaaleista saadaan helposti vasteiden huippuamplitudijakauma. Jakauman perusteella voidaan tutkia vasteiden voimakkuuden keskiarvoa ja -hajontaa. Vasteilmaisun yhteyteen kehitettiin algoritmi, joka laskee vasteiden kasvu- ja laskunopeuksia halutuilta ajanhetkiltä. Menetelmällä voidaan tutkia aktivaation reagointinopeuden muutoksia. Mikäli halutaan tutkia tietyn kokoluokan vasteita, voidaan halutun nousu- ja laskureunan kestolle määrittää ehto. Vasteiden nousu- ja laskureunojen jyrkkyys lasketaan peräkkäisten näyttöiden määrittämien gradienttien keskiarvona. Menetelmä edellyttää tutkittavalta signaalilta riittävän suurta näyttönopeutta. Tarvittava näyttönopeus riippuu tutkittavan reunan kestosta. Yhden sekunnin kestoisen nousureunan tulisi koostua vähintään 100 näyttöä, jotta suuntainformaatio olisi luotettava.



Kuva 10. EMG-signaalin tehtiheyspektri Welch:n menetelmällä laskettuna (musta yhtenäinen viiva) ja suorakulmaikkunoidun FFT:n avulla laskettuna (harmaa). Welch:n menetelmä mahdollistaa epästationaarisen signaalin taajuustason tarkastelun.



Kuva 11. Yhdenaikaisten vasteiden tarkastelu. Physitools sisältää työkalun valittujen signaalien aktivaatiohetkien samanaikaiselle tarkastelulle. Kuvassa yhdenaikaiset vasteet on merkitty, jos johtavuusvaste, hidastunut pulssi ja lihasvaste on havaittu samassa kolmen sekunnin aikaikkunassa.

### 3.3. ANALYYSIMENETELMIEN TESTAUS

#### 3.3.1. Koehenkilöt

Toteutettujen analyysimenetelmien testaus perustuu valmiiksi mitattujen signaalien analysointiin. Mittaukset tehtiin Kognitiivisen aivotutkimusyksikön (CBRU) tiloissa Helsingin yliopiston psykologian laitoksella vuosien 2007 ja 2008 aikana. Mittaukset ovat osa laajamittaista tutkimusta, joten koehenkilöt suorittivat myös muita tehtäviä saman mittauskerran aikana.

Tutkimukseen osallistui vapaaehtoisesti 59 oikeakätistä, normaalikuuloista henkilöä (naisia 20). Koehenkilöiden keskimääräinen ikä oli 30,1 (20–51) vuotta. Koehenkilöistä oli musiikkitaustaisia 75 %. Nämä voitiin jakaa taustaltaan klassisen musiikin (Sibelius-akatemia tai musiikkiopisto) ja pop/jazz-musiikin (Pop-jazz-konservatorio) koulutusta saaneisiin sekä musiikkia itse oppineisiin henkilöihin (Taulukko 1). Lopuilla koehenkilöistä ei ollut kokemusta musiikin teoriasta tai instrumenttisoitosta. Kaikilla musiikkitaustaisilla henkilöillä oli vähintään kolmen vuoden kokemus instrumenttisoitosta. Kuitenkin keskimääräinen soittokokemus oli 19,3 vuotta.

#### 3.3.2. Koemenettely ja ärsykkeet

Koehenkilöt suorittivat ennen mittausta taustatietokyselyn, jossa selvitettiin musiikillinen tausta ja musiikkimieltymyksiä. Lisäksi he täyttivät lomakkeen, jossa kysyttiin hetkellisiä tuntemuksia. Ennen kokeen aloittamista koehenkilöille tehtiin kuulokynnyksmittaus säätömenetelmällä. Mittauksen mukaan säädettiin äänentaso varsinaista mittausta varten.

Koehenkilöt oli ohjeistettu tuomaan mittaustapahtumaan kolme digitaalimuotoista musiikkikappaletta, jotka ovat kestoltaan vähintään kaksi minuuttia. Musiikkitiedostojen datalaatua ei huomioitu eikä kappaleita prosessoitu ennen esittämistä. Kappaleiden tuli vastata mahdollisimman tarkasti koehenkilön mieltymystasoja seuraavasti: 1) mielimusiikki, 2) neutraali musiikki ja 3) epämieluisa musiikki.

Taulukko 1. Koehenkilöiden sukupuolijakauma ja keski-ikä musiikillisen taustan suhteen.

<b>Musiikillinen tausta</b>	<b>Naisia (n=20)</b>	<b>Miehiä (n=39)</b>	<b>Keski-ikä (v)</b>
Klassinen	10	11	32,9
Pop/jazz	3	5	27,4
Itseoppinut	1	12	27,8
Muu	0	2	45,5
Ei kokemusta	6	9	27,5

Varsinaisessa kokeessa koehenkilö kuunteli tuomiaan musiikkikappaleita alusta alkaen kahden minuutin ajan. Tarkkaavaisuus oli suunnattu musiikkiin, ja koehenkilöt pitivät silmänsä auki koko mittauksen ajan. Koehenkilö istui mittauksen ajan mukavassa asennossa melulta ja elektromagneettisilta häiriöiltä suojatussa huoneessa. Musiikkikappaleet kuunneltiin kuulokkeilla.

Kappaleet esitettiin satunnaisessa järjestyksessä. Jokaista musiikkiosuutta seurasi kolmen minuutin tauko, jolloin koehenkilö täytti yllä mainitun tuntemuksia käsittelevän lomakkeen.

### 3.3.3. Mitatut signaalit ja mittauslaitteisto

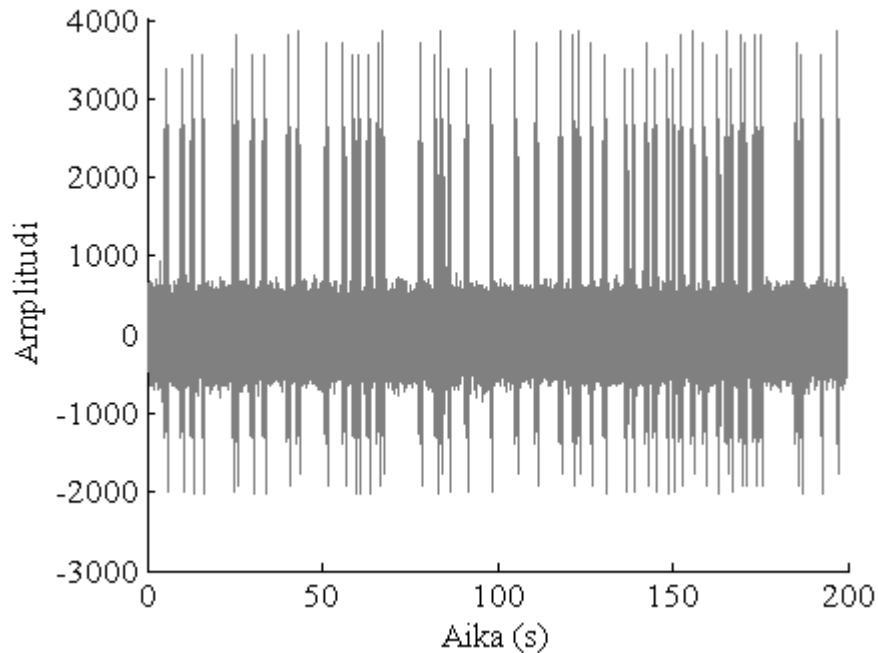
Kuuntelun aikana mitattiin aivosähkökäyrä (EEG), kasvolihasaktivaatio (EMG), elektro-okulografia (EOG), ihon sähkönjohtavuus (SCR), fotopletysmografia (PPG), käden lämpötila ja hengitystiheys. Näytteenottotaajuus mittausvaiheessa oli 4096 Hz. Signaalit suodatettiin tallennusvaiheessa kaistalle 0–835 Hz. Mittauksissa käytetty laitteisto oli BioSemi ActiveTwo (BioSemi B.B., Amsterdam, Hollanti).

Kaksinapainen EEG mitattiin käyttäen standardia 10–20-järjestelmää (Malmivuo & Plonsey 1995). Mittauksessa rekisteröitiin 64 kanavaa, mastoidireferenssit ja nenäreferenssi. EMG mitattiin yksinapaisella kytkennällä kasvojen ihon pinnalta zygomaticus major ja corrugator supercilii -lihasten läheisyydestä. Ihon sähkönjohtavuusmittaus suoritettiin oikean käden keskisormeen ja nimettömään kämmenpuolelle asetetuilla elektrodeilla. Menetelmä oli eksosomaattinen ja kytkentä kaksinapainen. Lämpötila-anturi asetettiin vasemman kämmenselän etu- ja keskisormen väliin ja pletysmografianturi vasemman käden keskisormeen. Hengitystiheyden mittaamiseen käytettiin pallean päälle asetettavaa venymäliuskavyötä.

### 3.3.4. Testimenetelmät

Algoritmin suoriutumista tutkittiin ilmaisemalla energihuippuja keinotekoisista EMG-signaaleista. Vasteet simuloitiin ohjelmilla EMGlab1.03b (McGill ja muut 2005) ja Simulator (Hamilton-Wright & Stashuk 2005). Jokaisen vasteen kestoksi määritettiin yksi sekunti, ja supistumisvoimakkuudeksi valittiin 10 %MVC.

Testausta varten simuloitiin seitsemän signaalia, jotka sisälsivät 50 vastetta joko 0, 1, 3, 5, 10, 15 tai 20 desibelin signaali-kohinasuhteella. Signaali-kohinasuhteet laskettiin näyteamplitudeista neliöllisen keskiarvon mukaan. Kohina oli normaalijakautunut valkoista kohinaa keskiarvolla nolla. Jokaisen signaalin pituudeksi tuli 200 sekuntia. Vasteiden alkukohtat valittiin satunnaisesti, mutta siten että kahden vasteen välinen aika oli vähintään yksi sekunti (Kuva 12). Vasteet ylipäästösodatettiin rajataajuudella 20 Hz. Alinäytteistyksen johdosta signaalin ylärajataajuudeksi valittiin 1250 Hz. Näytteenottotaajuus oli 3125 Hz. Lisäksi signaaleista vähennettiin näytteiden keskiarvo välillä 0–3 sekuntia. Aktivaatioilmaisussa käytettiin 500 ms erottelutarkkuutta.



Kuva 12. Keinotekoinen EMG-signaali. Signaalissa on 50 keinotekoista vastetta (10 %MVC), joiden signaali-kohinasuhde on keskimäärin 0 dB (RMS). Yhden sekunnin kestoiset vasteet on simuloitu satunnaisille ajanhetkille vähintään sekunnin etäisyydelle toisistaan.

Lisäksi testattiin algoritmin kykyä erotella eri supistumisvoimakkuuksilla simuloituja vasteita. Tätä varten luotiin viisi signaalia, joihin valittiin kuusi vastetta neljästä eri supistumisvoimakkuusryhmästä (5, 10, 15 ja 20 %MVC).

Mitattuja EMG-signaaleja valittiin 52 koehenkilöltä. Signaalit oli kerätty kahdelta lihasalueelta epämieluisan, neutraalin ja mieluisan musiikin tapauksessa; yhteensä 2 X 3 X 52 signaalia. Koska signaalit oli mitattu yksinapaisella kytkennällä, zygomaticus-alueen referenssinä käytettiin nenänpäästä mitattua signaalia ja corrugator-alueen referenssinä kanavaa Fp1, jotta elektrodien välinen jana olisi lihassäikeiden suuntainen. Kaikkien signaalien kesto oli 113 sekuntia. Signaalit alinäytteistettiin näytteenottotaajuudelle 2048 Hz (3 dB:n kaista 417 Hz) ja suodatettiin kaistalle 10–400 Hz. Vastaavat transitiokaistat olivat 2 Hz ja 60 Hz. Signaalit tasasuunnattiin ja niistä poistettiin DC-taso vähentämällä näytteistä signaalikohtaisesti keskiarvoamplitudit välillä 0–3 s.

Aktivaatioilmaisun aikatarkkuudeksi määriteltiin 500 ms. Löydetyistä aktivaatiosta valittiin satunnaisesti 400 huippua jokaisen tilanteen ja molempien lihasalueiden tapauksessa. Alkuperäiset EMG-signaalit suodatettiin kaistalle 20–400 Hz (transitiokaistat vastaavasti 3 Hz ja 60 Hz) ja DC-taso poistettiin kuten edellä. Aikaikkunaksi valittiin 3 sekuntia; 1,5 sekuntia aktivaatiohuipun molemmilta puolilta. Tehotiheyspektrit laskettiin Welchin menetelmällä käyttäen yhden sekunnin Hamming-ikkunaa ja 0 % päällekkäisyyttä. Koehenkilöiden yli laskettiin tilannekohtaiset keskiarvotehotiheyspektrit aktivaatiohetkien kohdalta ja koko signaalien kestolta. Lisäksi keskiarvoinen tehotiheys laskettiin vertailun vuoksi 400 satunnaisesti signaalin pituudelta valitulle aikaikkunalle.

Ihon sähköjohtavuusvasteiden ilmaisua varten valittiin 32 koehenkilöltä mitatut signaalit epämieluisan, neutraalin ja mieluisan musiikin tapauksessa; yhteensä 96 signaalia. Signaalit tarkastettiin silmämääräisesti ja alinäytteistettiin näytteenottotaajuudelle 256 Hz (3 dB:n kaista 52 Hz). Alinäytteistetyt signaalit alipäästösuodatettiin 10 Hz:n päästökaistalle (transitiokaista 2 Hz). Jokaisen signaalin pituus oli 118 sekuntia.

Johtavuusvasteiden ilmaisua testattiin eri parametreilla: Aktivaatioilmaisun erottelukyky määriteltiin siten, että kahden sekunnin aikaikkunassa on korkeintaan yksi vaste. Vasteiden ilmaisu suoritettiin ensin ilman muotoehtoa. Seuraavaksi vasteen nousu- ja laskurampin kestoehdoiksi asetettiin 0,25; 0,50; 0,75 ja 1,00 sekuntia. Lisäksi tutkittiin aikatarkeusparametrin muutoksen vaikutusta osuma-asteeseen ja virheosumien määrään. Kaikki automaattisesti havaitut vasteet tarkastettiin silmämääräisesti. Ilmaistujen vasteiden nousu- ja laskujyrkkyys laskettiin konduktanssivastesignaaleista kaikissa kolmessa tilanteessa. Analyysiä varten valittiin 309 vastetta jokaisesta tilanteesta. Signaalin suunnan oletettiin pysyvän riittävän vakaana 3,9 ms matkalla, joten kulmakerroin laskettiin paikallisten gradienttien keskiarvona vasteiden huipusta lukien sekunnin kestolta.

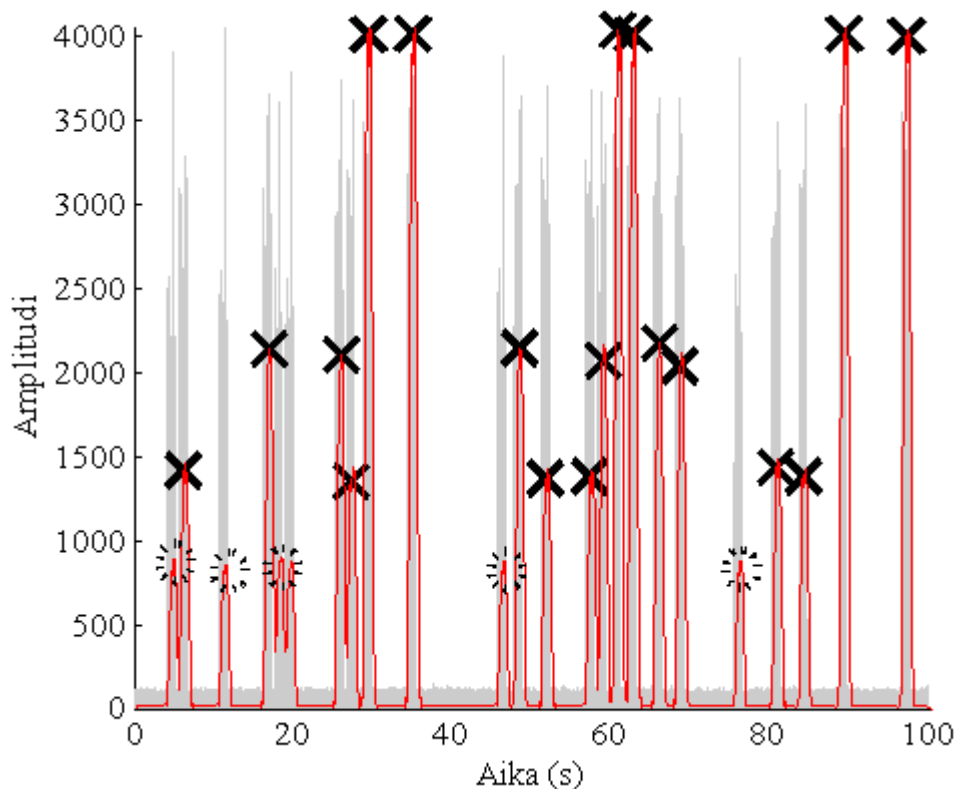
Pulssin vaihtelun jakauma laskettiin 22 koehenkilön fotopletysmografisignaalista epämieluisan, neutraalin ja mieluisan musiikin tapauksessa (yhteensä 66 signaalia). Pletysmografisignaalit alinäytteistettiin taajuudelle 256 Hz ja alipäästösuodatettiin 10 Hz päästökaistalle (transitiokaista 2 Hz). R-kompleksien välistä aikaa (IBI) kuvaavasta signaalista tunnistettiin hetket, jolloin pulssi poikkesi keskiarvotasostaan 5, 10, 15 ja 20 iskua/ minuutti.

## TULOKSET

### 3.4. KEINOTEKOISTEN EMG-VASTEIDEN ILMAISU

Keinotekoisten EMG-vasteiden ilmaisussa osuma-aste oli 99,7 % (349/350). Virheosumia tapahtui 7,16 % kaikista havaituista vasteista (25/349). Signaali-kohinasuhde ei vaikuttanut merkittävästi osuma-asteeseen eikä virheosumien määrään. Virheosumat aiheutuivat kahden hyvin lähekkäisen vasteen väliin jäävistä matalista energiahuipuista.

Eri supistumisvoimakkuuksilla olevat vasteet erottuivat selvästi omille energiatasoilleen. Osuma-aste heikentyi, kun supistumisvoimakkuustasoja oli samassa signaalissa enemmän kuin kolme. Neljän voimakkuustason signaaleissa matalimmat aktivaatiotasot (5 %MVC) jäivät havaitsematta 10 % tapauksista (Kuva 13).



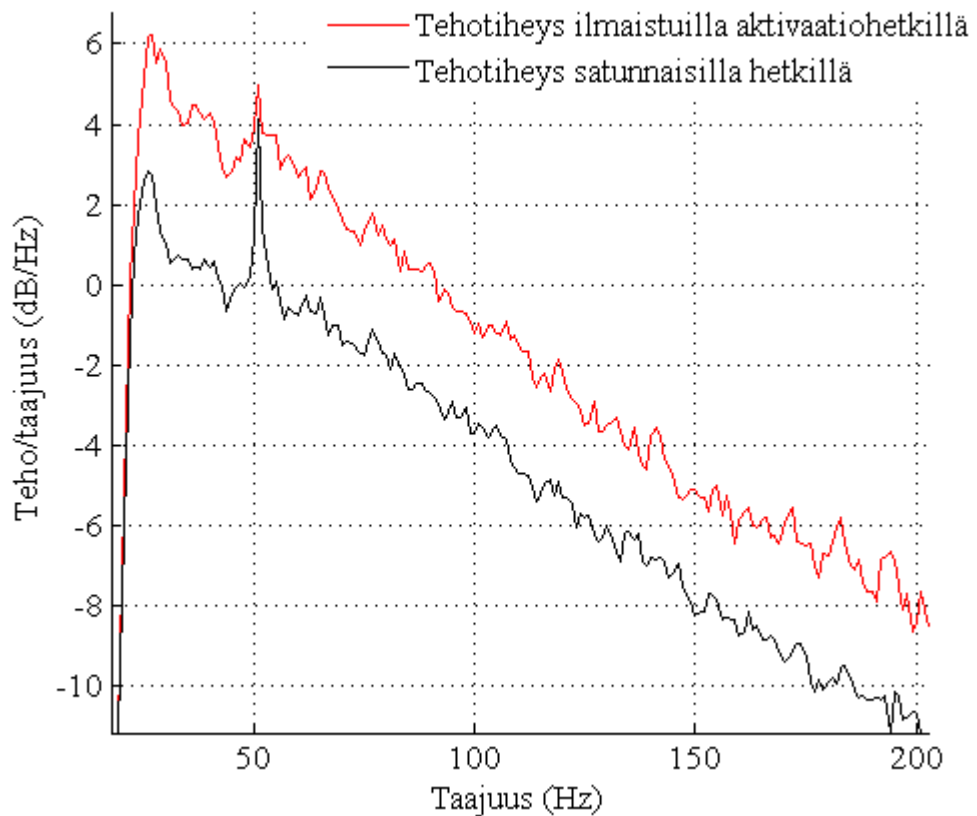
Kuva 13. Keinotekoisten EMG-vasteiden ilmaisu. Teager-Kaiser-energiasignaalin (punainen) näkyi eri supistumisvoimakkuuksilla tapahtunut aktivaatio omilla tasoillaan. Algoritmi ei ilmaissut matalia aktivaatiotasoja, kun signaali sisälsi aktivaatiota yli kolmella supistumisvoimakkuustasolla. Algoritmin ilmaisemat huiput on merkitty X-kuviolla.



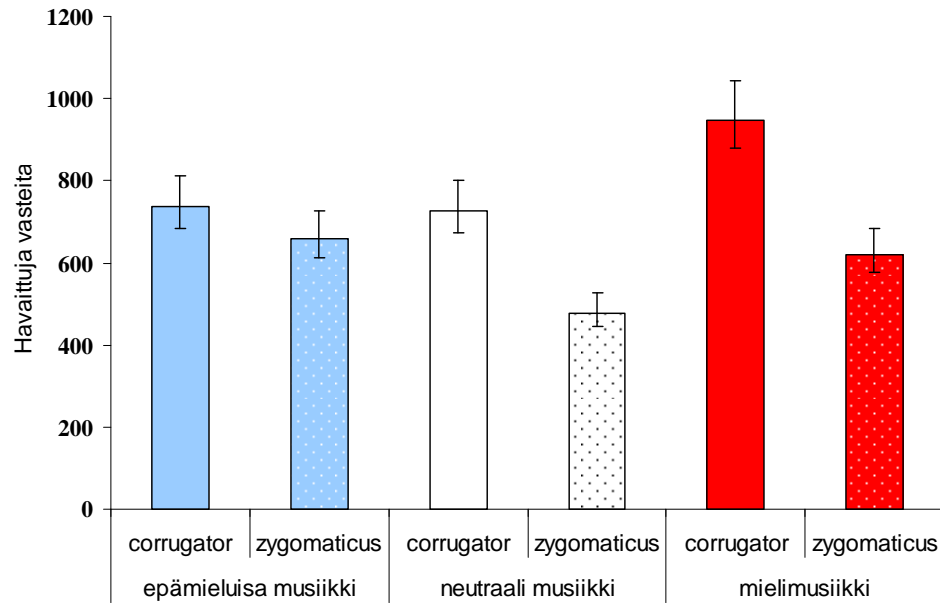
### 3.5. EMG-AKTIVAATIO

Algoritmi ilmaisi vasteita signaaleista yhteensä 4167, keskimäärin  $13,1 \pm 2,9$  vastetta/signaali. Riippumatta koasetelman tilanteesta tai mitatusta lihasalueesta, signaalin tehottiheys oli koko hyötykaistan yli vähintään 2,5 dB/Hz korkeampi algoritmilla havaituissa aikaikkunoissa kuin satunnaisissa aikaikkunoissa. Lisäksi signaaliin kytkeytyneet häiriöt olivat vaimeampia (Kuva 14).

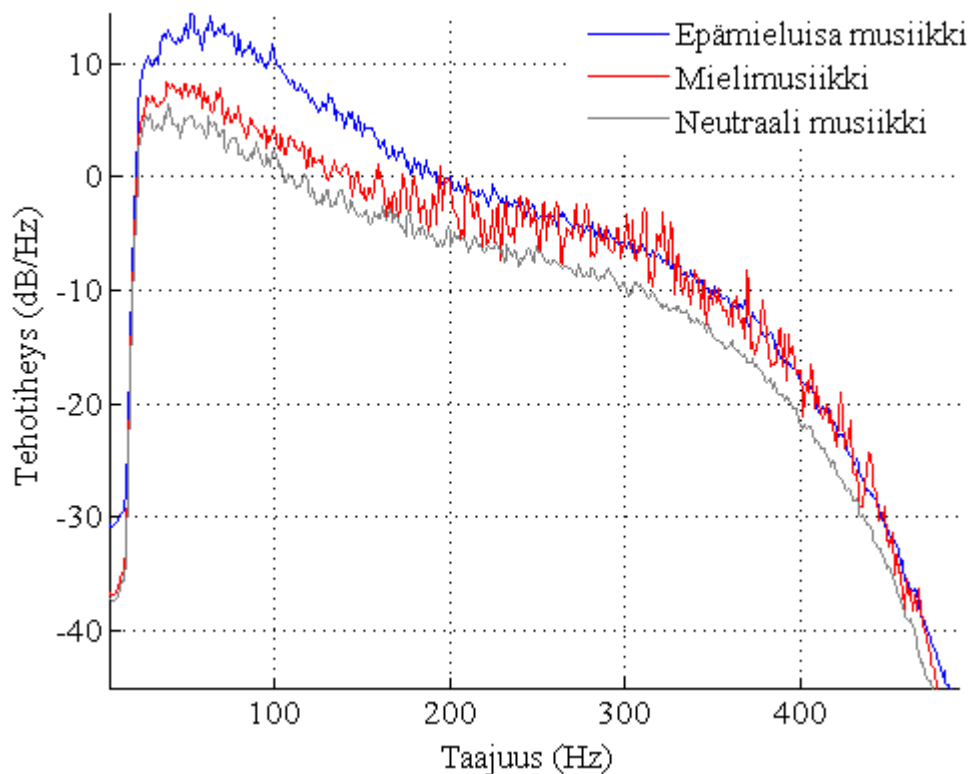
Corrugator-alueelta mitatuista signaaleista ilmaistiin enemmän aktivaatiohetkiä kuin zygomaticus-alueelta neutraalin ja mieluisan musiikin tapauksessa. Mielimusiikki sai aikaan eniten vasteita corrugator-alueella (Kuva 15). Corrugator-alueen tehottiheyksissä ei ollut eroja tilanteiden välillä, mutta zygomaticus-alueen tehottiheydet olivat korkeimmat taajuuskaistalla 30–150 Hz epämieluisan musiikin kuuntelun aikana (Kuva 16). Neutraali musiikki aiheutti samalla taajuuskaistalla yli 5 dB/Hz matalampia tehottiheyksiä zygomaticus-alueella verrattuna epämieluisaan musiikkiin.



Kuva 14. EMG-signaalin tehottiheyspektri algoritmin ilmaisemissa aktivaatioikkunoissa (punainen) ja satunnaisesti valituissa aikaikkunoissa (musta). Ilmaistuilta aktivaatiohetkiltä lasketut tehottiheydet ovat korkeampia lihasalueesta riippumatta. Lisäksi verkkojännitetaajuuden aiheuttama häiriöteho on vaimeampi.



Kuva 15. Kahdelta lihasalueelta ilmaistujen aktivaatiohuippujen määrä epämieluisan, neutraalin ja mieluisan musiikin tapauksessa. Virherajat on laskettu simulaatiotulosten mukaan.



Kuva 16. Zygomaticus-alueelta mitatut tehotiheydet. Epämieluisa musiikki aiheutti selvästi korkeampia tehotiheyksiä taajuuskaistalla 30–150 Hz.

### 3.6. JOHTAVUUSVASTEIDEN ILMAISU

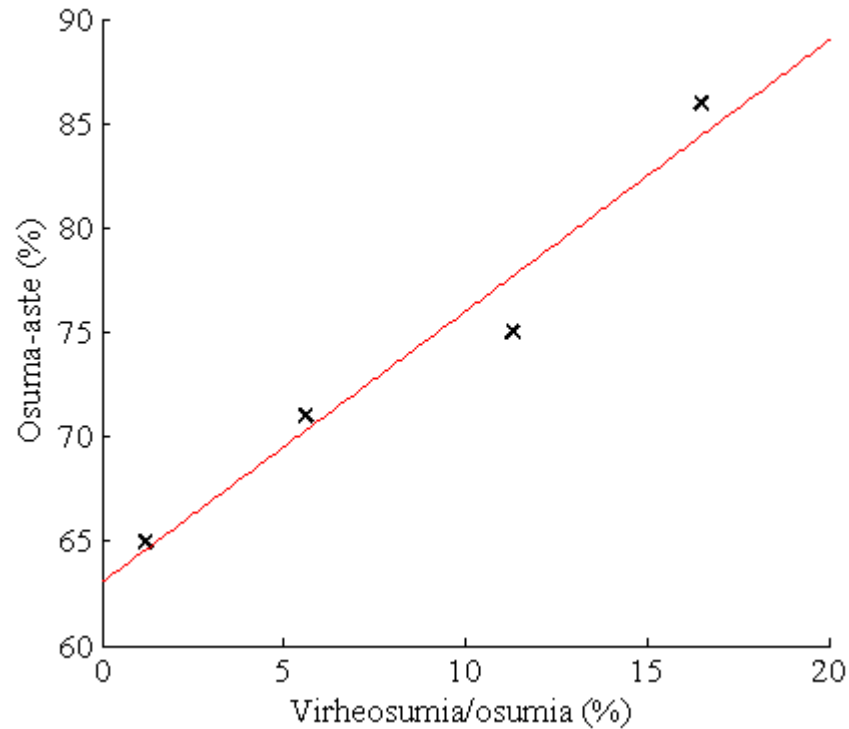
Aikatarkkuuden muutos madalsi osuma-astetta vaikuttamatta huomattavasti virheosumien määrään. Kahden sekunnin tarkkuus havaittiin sopivaksi vasteiden ilmaisulle. Ilman muotoehtoa algoritmi ilmaisi valituista signaaleista yhteensä 1532 vastetta, joista oli virheellisiä osumia 335 (21,9 %). Osumatarkkuus oli 83,1 %, kun todellisia vasteita havaittiin silmämääräisesti 1440. Kun vasteen nousu- ja laskureunalle asetettiin ehto, laski virheosumien määrä ehdon tiukentuessa (Taulukko 2). Samalla osuma-aste pieneni lähes lineaarisesti (Kuva 17). Yhden sekunnin muotoehdolla ilmaistiin 943 vastetta.

Silmämääräisen vaste-erotuskyvyn absoluuttiseksi virheeksi arvioitiin 5,2 %. Epämiellyttävän musiikin tilanteessa aktivaatiota havaittiin enemmän kuin miellyttävän musiikin tilanteessa.

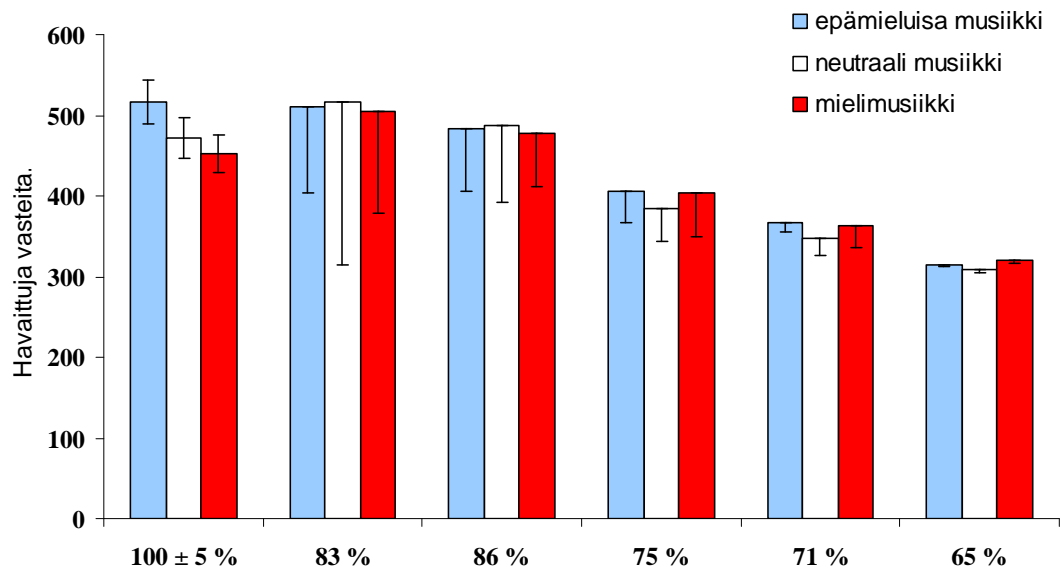
Algoritmi-ilmaisussa osuma-asteen pientyminen tasoitti tilannekohtaisia eroja siten, että tilannekohtaisia eroja ei voitu luotettavasti havaita. (Kuva 18). Epämiellyttävän musiikin tapauksessa vasteiden nousu- ja laskukulma olivat keskimääräisesti jyrkimmät ja neutraalin musiikin tapauksessa loivimmat (Taulukko 3). Mielimusiikin kuuntelu tuotti vähiten loivareunaisia vasteita (Kuva 19). Ilmaistujen vasteiden keskiarvoisissa konduktansseissa ei ollut suurta eroa tilanteiden välillä. Neutraalin musiikin tapauksessa johtavuuden keskihajonta oli pienin (7,74  $\mu$ S), kun epämieluisan musiikin tapauksessa keskihajonta oli 11,7  $\mu$ S.

Taulukko 2. Ilmaisualgoritmin testitulokset SCR-signaalin tapauksessa. Virheosumien osuus kaikista havaituista vasteista pieneni nousu- ja laskurampin kestoehdon verrannollisesti.

Algoritmin asetukset	Osuma-aste (%)	Virheosumia (%)
ei muotoehtoa	83,1	28,0
nousu ja lasku väh. 0,25 s	86,3	16,5
nousu ja lasku väh. 0,50 s	74,5	11,3
nousu ja lasku väh. 0,75 s	70,8	5,60
nousu ja lasku väh. 1,00 s	64,7	1,20



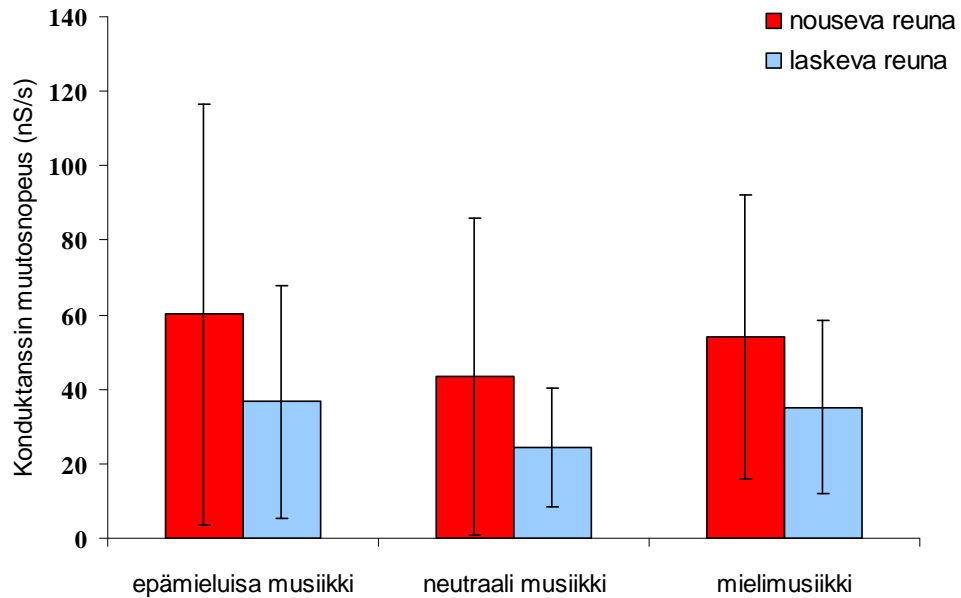
Kuva 17. Vasteilmaisalgoritmin ennustettu osuma-aste virheosumien funktiona sähköjohtavuusvasteille. Arvopisteet perustuvat muotoehdon muutokseen.



Kuva 18. Havaitut ihon johtavuusvasteet tilannekohtaisesti. Silmämääräisesti tarkasteltuna (vasemmanpuoleiset palkit) epämiellyttävä musiikki sai aikaan enemmän aktivaatiota kuin miellyttävä musiikki. Algoritmin tarkkuus ei riittänyt tilannekohtaisten erojen tarkastelulle. Tilannekohtaiset virheosumien määrät on merkitty alapäin osoittavilla virhepalkeilla.

Taulukko 3. Ilmaistujen johtavuusvasteiden nousu- ja laskureunojen jyrkkyydet sekä huippujen kohdalta lasketut keskiarvot eri koetilanteissa.

Tilanne	Nouseva reuna (nS/s)	Laskeva reuna (nS/s)
Epämieluisa musiikki	60,1	37,7
Neutraali musiikki	43,4	24,3
Mielimusiikki	54,1	35,2

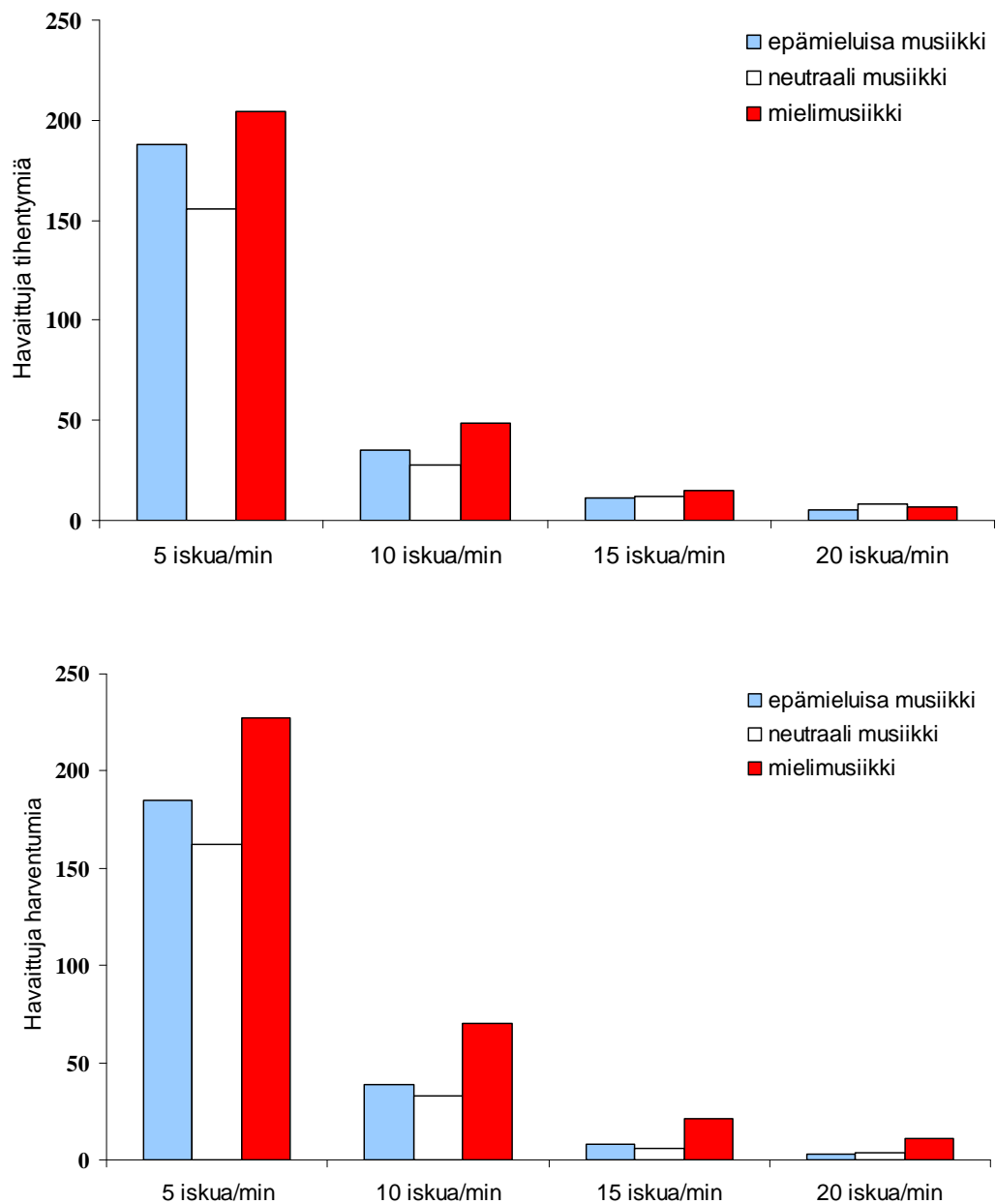


Kuva 19. Ihon johtavuusvasteiden nousu- ja laskunopeudet. Virhepalkit kuvaavat havaittujen kulmakertoimien keskihajontaa. Epämieluisan musiikin tapauksessa vasteiden muotojen vaihtelu oli voimakkainta, mutta mielimusiikki aiheutti vähiten loivia vasteita.

### 3.7. SYDÄNAKTIVAATIO

Kaikkien koehenkilöiden yli laskettu keskisyke oli epämieluisan musiikin tapauksessa  $66,4 \pm 9,6$  iskua/ minuutti, neutraalin musiikin tapauksessa  $64,7 \pm 9,1$  iskua/ minuutti ja mielimusiikin tapauksessa  $67,6 \pm 10,4$  iskua/ minuutti. Koehenkilöistä 59 %:la rekisteröitiin hetkellisesti korkein pulssi mielimusiikkitalanteessa.

Mielimusiikin tapauksessa havaittiin suurin määrä keskiarvosta poikkeavia sykearvoja ja enemmän pulssin harventumia kuin tihentymiä (Kuva 20).



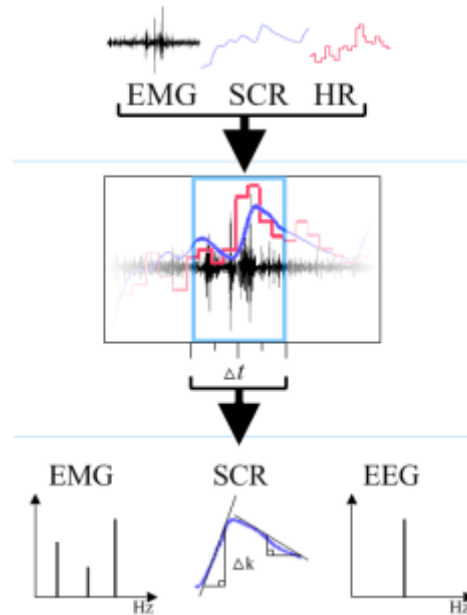
Kuva 20. Havaitut pulssin tihentymät (ylhäällä) ja harventumat (alhaalla). Mielimusiikin kuuntelu vaikutti eniten pulssin muutoksiin. Pulssin hidastuminen oli toistuvampaa kuin tihentyminen mielimusiikin tapauksessa.

## 4. POHDINTA

Mittaustekniikoiden nopean kehittymisen myötä analyysimenetelmien tutkiminen ja toteuttaminen on tarpeen. Analyysimenetelmien kehittäminen vaatii laajaa fysiologian, biosähköisten ilmiöiden, mittaustekniikan, signaalinkäsittelyn, matematiikan ja tilastotieteiden tuntemusta. Menetelmän tulee olla helppokäyttöinen, ymmärrettävä, täyttää tutkijoiden tarpeita ja herättää mielenkiintoa. Korkealuokkaisen analyysimenetelmän tärkeimmät ominaisuudet ovat luotettavuus, monikäyttöisyys ja tehokkuus. Tässä työssä toteutettujen analyysimenetelmien valinnassa ja kehityksessä on huomioitu analysoitavan signaalin ominaisuudet kuten amplitudijakauma, stationaarisuus ja vasteiden aika- sekä taajuusominaisuudet. Nämä ominaisuudet määräytyvät mitattavan prosessin luonteesta ja vaikuttavat menetelmän luotettavuuteen. Monikäyttöinen menetelmä mahdollistaa luonteeltaan erilaisten signaalien analysoinnin. Hyvä menetelmä voidaan optimoida helposti uutta käyttötarkoitusta varten. Tilastolliset menetelmät ovat monikäyttöisiä, mutta niiden soveltuvuus voi olla hankala määrittää. Tämän vuoksi työssä on etsitty uutta lähestymistapaa signaalien analyysille. Korkealla näytteenottotaajuudella kerättyjen digitaalisten signaalien tapauksessa tietokoneen laskentakapasiteetti on rajallinen etenkin Matlab-ympäristössä. Laskentatehon käyttö on huomioitu siten, että menetelmien käyttö onnistuu myös 32-bittisessä ympäristössä.

Signaalien analyysi on jaettu kahteen osaan: ensimmäisessä signaalista ilmaistaan tutkimuksen kannalta mielenkiintoisia aktivaation tapahtumahetkiä ja toisessa analysoidaan ilmaistujen näytejoukkojen ominaisuuksia (Kuva 21). Sumeiden C-keskiarvojen käytöstä fysiologisen tilan signaalien kynnsarvojen valinnassa ei ole julkaisuja. Sumeaan logiikkaan perustuva menetelmä soveltuu hyvin kynnsarvojen valintaan, koska sen avulla voidaan paloitella signaalin amplitudijakauma. Menetelmän etuna on, ettei varsinaiseen analyysiin käytetä signaalin amplitudeista keskiarvoistettua perustasoa, kuten tilastollisten menetelmien käytössä on totuttu (Lundqvist 2009; Chapados & Levitin 2008; Gomez & Danuser 2007; Witvliet & Vrana 2007; Jäncke ja muut 1996). Sen sijaan ilmaistuja vasteita voidaan tutkia erillisinä signaalsegmentteinä, mikä saattaa vähentää tulosten riippuvuutta kohinasta ja häiriötekijöistä.

Sumean logiikan ja kynnsarvomenetelmän yhdistäminen mahdollistaa signaalikohtaisten kynnsarvojen automaattisen määrittämisen. Yksilöllisten kynnsarvojen käyttö on mielekästä, koska spontaanisti esiintyvien vasteiden voimakkuudet ovat yksilöllisiä ja riippuvat useista tekijöistä. Usean kynnsarvon käyttöä on ehdotettu jo aikaisemmin esimerkiksi EMG-aktivaation ilmaisussa, koska se kasvattaa osuustetta (Reaz ja muut 2006). Kynnsarvojen lisääminen on helppo toteuttaa C-keskiarvomenetelmän avulla. Osua-asteen maksimoimiseksi käytetään signaaleille optimaalista esiprosessointia. Esioptimointi vaikuttaa varsinaisen ilmaisumenetelmän suoriutumiseen ja siten myös osua-asteeseen. Koska vasteiden ominaisuuksia tunnetaan ja ne pysyvät osittain vakioina, voidaan ilmaisulle asettaa ehtoja, jotka vähentävät huomattavasti virheosumien määrää. Tässä vaiheessa puhutaan menetelmän jälkioptimoinnista, jonka tarkoituksena on karsia ilmaistuista vasteista virheelliset.



Kuva 21. Kehitetyn analyysimenetelmän perusidea. Signaaleista ilmaistaan aktivaatiohetkiä. Aikaikkunoita hyödynnetään joko vastaavien tai täysin eri mittauslähteistä saatujen signaalien jatkoanalyysissä.

Työssä kehitetty aktivaatioilmaisumenetelmä optimoitiin ihon sähkönjohtavuus- ja kasvolihavasteiden ilmaisuun, koska signaaleissa esiintyy kynnsarvomenetelmällä havaittavia perustasosta kohonneita huippuja. Lisäksi mitattujen huippujen synnyttämä fysiologinen syntyperä tunnetaan riittävällä tarkkuudella. Ihon johtavuussignaalia haluttiin tutkia erityisesti johtavuusvasteita (SCR), koska ne välittävät tietoa hetkellisestä aktivaatiosta paremmalla aikatarkkuudella kuin hitaasti muuttuva johtavuustaso. Aikaisemmin erillisiä vasteita on tutkittu hyvin vähän.

Signaalien esiprosessointi luo edellytykset luotettavalle ilmaisulle. Sekä SCR- että EMG-signaalien tapauksessa suodatusparametrit valittiin aikaisempien tutkimusten sekä signaalikomponenttien luonteen perusteella. Sähkönjohtavuussignaalien matalataajuisten johtavuustason poistaminen vaikuttaa sekä osuma-asteeseen että virheosumatasoon. Tason poisto parantaa kynnsarvon valinnan luotettavuutta ja samalla vähentää virheosumia. Johtavuustaso poistettiin kolmannen asteen yhtälösovituksella. Sovituksessa on huomioitava tutkittavan signaalin pituus näytteinä, koska vasteet saattavat loiventua tai pahimmassa tapauksessa kadota kokonaan, jos tutkittavan signaalin kesto on liian lyhyt yksittäisen vasteen keston nähden. Vaihtoehdoisen tapa vasteiden erottelulle on vastemallin ja dekonvoluution käyttö (Benedek & Kaernbach 2008). EMG-aktivaation ilmaisua varten signaalin energia lasketaan Teager-Kaiser energiaoperaattorilla. Operaattori soveltuu signaalien esiprosessointiin paremmin kuin tavanomaiset keskiarvomenetelmät, sillä se ottaa huomioon sekä taajuus- että amplitudivaihtelun (Kaiser 1990). Lisäksi energiaoperaattori heikentää satunnaisia perustason heilahteluja, mikä on etu kynnsarvomenetelmän käytössä. Energiaoperaattorin käyttö parantaa EMG-aktivaation ilmaisutarkkuutta riippumatta signaalikohinasuhteesta (Solnik ja muut 2008). Lisäksi energiaoperaattori erotteli vasteet supistamisvoimakkuuden mukaan. SCR-signaalien tapauksessa ei käytetty energiaoperaattoria, koska vasteet ovat selvemmin havaittavissa aika-amplitudisignaalia.



Jälkioptimoinnissa muotoa hyödynnettiin ihon sähkönjohtavuusvasteiden ilmaisuissa. Tyypillisen vasteen nousureunan havaittiin olevan kestoltaan 1–3 sekuntia ja laskureunan 2–8 sekuntia. Dawson ja muut (2000) mukaan vasteiden palautumisaika saattaa olla jopa kymmeniä sekunteja. Näin hidasta palautumista ei kuitenkaan havaittu, koska yleensä seuraava vaste esiintyi muutaman sekunnin aikaikkunassa. Parametrina käytettiin kahden sekunnin aikaresoluutiota, koska sen alittaminen ei näyttänyt parantavan osuma-astetta. Virheosumien kannalta paras optimointi johti 1,2 % virhetasoon. Tällöin nousu- ja laskureunan ehtona oli yksi sekunti. Osuma-aste jäi kuitenkin suhteellisen matalaksi (64,7 %). Parhaaksi osumatarkkuudeksi saatiin johtavuusvasteiden tapauksessa 86,3 % virheosumatasolla 16,5 %. Jälkioptimointi näytti asettavan lineaarisen riippuvuussuhteen osuma-asteen ja virheosumien välille.

Suurin osa ilmaisematta jääneistä vasteista osui matalimman kynnyksarvon alapuolelle. Tapahtuma oli yleisin signaalissa, jossa korkeahuippuisten vasteiden joukossa oli hyvin pieniä vasteita. Jälkioptimoinnissa johtavuusvasteiden nousu- ja laskureunalle erillisen ehdon asettamista ei tutkittu. Reunojen kestot vaihtelevat edeltävän vasteen käyttäytymisen mukaan. Jos edeltävän aktivaation tila on jyrkästi palautumassa, jää vasteen nousureuna lyhytkestoiseksi. Erillisten ehtojen käyttäminen saattaisi vähentää lineaarista riippuvuutta osuma-asteen ja virheosumien välillä. Näin voitaisiin kasvattaa osuma-astetta ilman, että virheosumien määrä kasvaa. Paras tulos saavutettaisiin, jos vasteiden esiintymistäajuuden ja amplitudin välille löydetäisiin yhteys.

Kasvolihavasteiden ilmaisutestaus suoritettiin keinotekoisilla signaaleilla, koska kasvoista mitatusta aktivaatiosta ei pystytty silmämääräisellä tarkastelulla erottelemaan yksittäisiä vasteita riittävän johdonmukaisesti. Keinotekoisien EMG-vasteiden ilmaisu eroaa todellisten vasteiden ilmaisusta, sillä kasvoista mitatut todelliset vasteet ovat huomattavasti heikompia ja häiriöt ilmeisempiä. Keinotekoisilla vasteilla osumatarkkuus oli 99,7 % virheosumatasolla 7,16 %. Virheosumat johtuvat esiprosessoinnin suodatukselta, joka on optimoitu todellisille kasvolihavasteille. Energia-signaalin suodatuksessa käytetään kapeaa kaistaa, joten teräväkärkisten huippujen välille saattaa syntyä suodatuksen johdosta pientä heilahtelua. Ilmaisualgoritmi käsittelee nämä heilahtelut aktivaatiohuipuksi. EMG-signaalien ilmaisussa ei käytetty jälkioptimointia. Muotoehdon määrittäminen vaatisi aktivaatiohetkien hajottamista pienempiin yksiköihin esimerkiksi käyttämällä wavelet-tekniikkaa (Reaz ja muut 2006; Maitrot ja muut 2005). Koska motoristen yksiköiden aktiopotentiaalien tutkiminen vaatii erillisiä analyysimenetelmiä, päädyttiin taajuustason vertailevaan analyysiin.

Osuma-asteen ja virheosumatason välillä joudutaan tekemään kompromissi jatkoanalyysin mukaan. Tässä työssä algoritmin matala virheosumataso mahdollisti todellisten johtavuusvasteiden muotoanalyysin. Spontaanien vasteiden voimakkuudet vaihtelevat, joten analyysin kannalta on hankalaa määrittellä kuinka suuret amplitudimuutokset ovat merkittäviä tutkittavan prosessin suhteen. Ihon sähkönjohtavuusvasteiden ja kasvolihavasteiden absoluuttisesta voimakkuustasosta ei välttämättä voida tehdä päätelmiä, koska johtavuusvasteiden amplitudi riippuu edeltävän vasteen ominaisuuksista ja lihasvasteen amplitudi riippuu supistuksen voimakkuudesta. Johtavuusvasteiden nousu- ja laskureunan jyrkyyttä analysoitiin amplitudien sijaan. Menetelmän avulla voidaan tutkia ärsyksen vaikutusta sympaattisen hermoston reagoitinopeuteen, jos voidaan olettaa, että hikirauhasen täyttymis- ja tyhjentymisnopeus ovat mittaushetkellä rauhasen täyttyneisyydestä riippumattomia. Analyysimenetelmä on uusi, joten tuloksia ei voida verrata aikaisempiin.

EMG-aktivaatiohetkien analyysissä käytettiin taajuustason tarkastelua. Spontaanit lihassupistukset ovat usein dynaamisia, mikä tekee EMG-signaalista epästationaarisen (Piper 1912 Reaz ja muut 2006 mukaan). Epästationaarisuuden takia signaaleista laskettiin tehosiheystestimaatit Welch:n menetelmällä. Menetelmä paljastaa vain korkeita taajuusvaihteluita yhden hertsin tarkkuudella, joten fysiologisista muutoksista aiheutuvia pieniä eroja taajuuskomponenteissa on mahdotonta luokitella merkitseviksi. Tehosiheyspektrin avulla voidaan kuitenkin nopeasti vertailla pitkäkestoisten EMG-signaalien tehotasoja. Ihmisen fysiologisista riippuvuussuhteista voidaan saada tietoa tutkimalla eri prosesseja mittaavien signaalien aktivaatiokäyttäytymistä. Kehitettyllä menetelmällä voidaan esimerkiksi tutkia aivoaktivaation oskillaatiotehoja johtavuusvasteiden osoittamilta ajanhetkiltä. Mittaustekniikoiden yhdistäminen on kiinnostanut tutkijoita jo useita vuosia, ja esimerkiksi fysiologisen tilan signaaleja on kerätty usein EEG-tutkimusten yhteydessä.

Kehitettyjä analyysimenetelmiä sovellettiin musiikin mieluisuuden ja fysiologisten muutosten yhteyden tutkimiseen. Hypoteesina oli, että neutraali musiikki aiheuttaa vähemmän aktivaatiota kuin mieluisa tai epämieluisa musiikki. Hypoteesia tukivat mitatut pulssimuutokset ja zygomaticus-alueen tehosiheydet. Pulssissa havaittiin vähiten muutoksia neutraalin musiikin tilanteessa. Lisäksi suun alueelta mitatun lihasaktivaation tehosiheydet olivat matalampia muihin tilanteisiin verrattuna. Johtavuusvasteiden amplitudeja ei tutkittu, koska signaalin paikallinen amplitudi riippuu edeltävistä vasteista ja ekkriinisten hikirauhasten eriaikaisesta aktivoitumisesta. Ihon sähkönjohtavuusvasteiden määristä ei löydetty merkittäviä eroja, mutta vasteet olivat keskimääräisesti loivimpia neutraalin musiikin tapauksessa. Dawson ja muut (2000) ilmoittavat sähkönjohtavuusvastemääräksi 1–3 vastetta minuutissa lepotilassa. Musiikin kuuntelun havaittiin synnyttävän vähintään kaksi kertaa tiheämmin sähkönjohtavuusvasteita.

Uusien analyysimenetelmien luotettava testaaminen on hankalaa, koska tutkittavat fysiologiset prosessit tunnetaan heikosti. Lisäksi mitattujen signaalien signaali-kohinasuhde on matala ja aktivaatio tapahtuu ajassa satunnaisesti. Tuloksiin vaikuttavat mittausmenetelmien toimintaan perustuva referenssipisteen valinta ja suodatusparametrit. Analysoitujen signaalien tapauksessa ei voida olla varmoja vasteiden todellisista aiheuttajista. Signaalissa aktivaatiolta näyttävät muutokset saattavat olla peräisin kehon sisä- tai ulkopuolisista häiriölähteistä. Johtavuusvasteiden joukossa voi olla musiikista riippumattoman toiminnan, kuten syvään hengittämisen, liikkumisen, lämpötilan nousun tai jopa näköhavaintojen seurauksena syntyneitä vasteita (Chapados & Levitin 2008; Dawson ja muut 2000). Kasvolihaskäyttö voi johtua silmien räpyttelystä, nieleskelystä, liikehännästä ja hampaiden puremisesta. Toisaalta osa tällaisesta käyttäytymisestä saattaa olla myös epäsuorasti musiikin aiheuttamaa. Vertailua varten on tärkeää mitata signaalit vastaavassa koetilanteessa ilman ärsykettä. Tällöin voidaan määrittää aktivaation perustaso samoilla analyysimenetelmillä ja havaita mahdolliset ulkoiset häiriölähteet.

Lähes kaikissa musiikin ja autonomisen hermoston yhteyksien tutkimuksissa kokeen suunnittelijat ovat valinneet ärsykkeenä käytetyn musiikin. Tällöin yksilöllisten miel-tymysten luotettavuus saattaa olla kyseenalaista. Tämän työn musiikkiärsykkeet oli-vat koehenkilöiden tuomia ja heille ennestään tuttuja. Nagel ja muut (2005) osoitti-vat, että kuuntelijan keho reagoi voimakkaammin mielimusiikkiin kuin ulkopuolisen valitsemaan musiikkiin. Tässä tutkimuksessa oletettiin, että tunteisiin liittyvä fysio-loginen tila saavutetaan noin kahden minuutin kuunteluhetkellä. Jos kuuntelija on aikaisemmin tuntenut musiikin herättämiä tunnetiloja, altistusaikaa voidaan pitää riittävän pitkänä. Laboratorioympäristö saattaa kuitenkin häiritä tunnetilan syntyä.

Toisaalta musiikin synnyttämään aktivaatioon vaikuttavat myös muut musiikin omi-naisuudet, joten mieluisuuden erottaminen niistä on hankalaa. Esimerkiksi tempon nopeutumisen ja äänien irrallisuuden uskotaan kohottavan hikirauhasten aktivaatiota ja pulssia (Gomez & Danuser 2007). Jäncke ja muut (1996) havaitsivat siniäänien ja kohinan voimakkuuden vaikuttavan yläkasvojen EMG-aktivaatioon, joten myös mu-siikin voimakkuudella saattaa olla vaikutuksia aktivaatiotasoihin. Sanoituksella tai musiikkiin liittyvillä muistoilla voi olla mielisuuseroja peittäviä vaikutuksia. Tämän työn musiikkiärsykkeitä ei kontrolloitu musiikillisten ominaisuuksien mukaan, koska ainoastaan mielisuus oli määritelty. Musiikilliset ominaispiirteet saattavat olla hal-litsevia vasteiden synnyttäjiä, mikä selittäisi pienet erot vastemäärien keskiarvojen välillä. Ihon sähkönjohtavuutta mitattaessa on minimoitava ärsykkeestä johtumatto-mien vasteiden määrä ja tarkistettava, että mitattavan henkilön fysiologinen tila pa-lautuu perustasolle mittausjaksojen välillä.

Koska musiikki on monipuolinen ärsyke, on järkevää tutkia fysiologisten muutosten yhteyttä musiikista erotettavissa oleviin piirteisiin. Mitä tarkemmin musiikin ominai-suuksia voidaan erotella, sitä paremmin koetilanne on valvottu. Musiikin luokittelu ja piirrekomponentteihin jako on kuitenkin hankalaa, koska ihminen tulkitsee musiikkia yksilönä. On olemassa työkaluja, joiden avulla musiikista voidaan erotella ominai-suuksia automaattisesti (Lartillot & Toiviainen 2007). Tässä työssä kehitetyillä ana-lyysimenetelmillä ehdotetaan etsittäväksi yksityiskohtaisten musiikin piirteiden vai-ikutuksia ihmisen fysiologiaan. Vasteilmaisuuksiin perustuva analyysi ja tutkittavien toimintojen rajaaminen musiikin komponenttieroittelulla saattavat tuoda uutta tietoa musiikin vaikutuksista ja merkityksistä keskushermostollisessa prosessoinnissa.

## 5. YHTEENVETO

Tässä työssä kehitettiin analyysimenetelmä spontaanin kasvolihaskäynnin ja ihon sähköjohtavuusvasteiden automaattiseen ilmaisuun. Lisäksi valittiin sopivia analyysimenetelmiä ilmaistujen aktivaatiohetkien jälkianalyysiin. Menetelmän havaittiin ilmaisevan luotettavasti johtavuusvasteita ja kohinasta erottuvia kasvolihaskäynnin vasteita. Menetelmien käyttöä varten ohjelmoitiin Matlab-ympäristössä toimiva graafinen käyttöliittymä Physitools.

Analyysimenetelmillä tutkittiin musiikin kuuntelun vaikutusta ihmisen keskushermostolliseen prosessointiin. Mitatut signaalit olivat fotopletysmografisignaali, zygomaticus- ja corrugator-alueiden lihasaktivaatiosignaalit sekä ihon sähköjohtavuus. Sovelluksena oli etsiä eroja mielimusiikin, neutraalin ja epämieluisan musiikin välillä. Pulssin muutoksia löydettiin vähiten neutraalin musiikin tilanteessa. Lisäksi zygomaticus-alueen aktivaatio oli heikointa. Mielimusiikki aiheutti eniten pulssimuutoksia, ja epämieluisa musiikki sai aikaan eniten aktivaatiota ihon sähköjohtavuudessa ja suun läheisissä kasvolihaksissa.

Aktivaatioilmaisun parantamiseksi ehdotettiin jälkioptimoinnin tehostamista erillisten muotoehtojen asettamisella. Tällöin virheosumien ja osuma-asteen välistä lineaarista riippuvuutta voitaisiin vähentää ja menetelmän ilmaisutehoa parantaa. Vastemäärien vertailu tulisi suorittaa tarkemmin kontrolloiduilla ärsykkeillä. Lisäksi sähköjohtavuusvastemittauksessa on pidettävä riittävän pitkiä palautumisjaksoja kokeiden välillä. Vasteilmaisun perustuvan analyysimenetelmän ja musiikin automaattisen piirre-erottelun yhdistäminen on uusi ja mielenkiintoinen tutkimusala, joka saattaa parantaa musiikin ja fysiologian yhteyden tuntemusta.

## LIITE A: SUMEIDEN C-KESKIARVOJEN MENETELMÄ

Sumeiden C-keskiarvojen menetelmä on kehitetty näytteiden parvijakoon (Dunn 1973; Höppner ja muut 1999). Menetelmän ideana on jakaa näytejoukko parviin, joiden oletetaan olevan suunnilleen samankokoisia. Signaaliavaruuden dimensio voi olla mikä tahansa luonnollinen luku. Kaksiulotteisessa avaruudessa parvi on ympyrän muotoinen. Parvet määritellään keskipistevektorien avulla, joita kutsutaan prototyypeiksi. Prototyypin määrittelevä keskipiste saadaan suljetun ympyrän sisään jäävien näytteiden keskiarvosta. Prototyyppejä varten tulee parvien lukumäärä olla etukäteen tiedossa.

Olkoon  $x_n$  tutkittavan signaalin  $n$ . näyte välillä  $[1, N]$ . Algoritmin rakenne on seuraavanlainen: Valitaan parvien määrä  $C \in [2, N-1]$  ja mielivaltainen luku  $m \in \mathfrak{R}_{\geq 2}$ . Lisäksi määritellään iteraatiokierroksia  $k \in [1, Q]$  rajoittava luku  $\epsilon$ .

Iteroimalla pyritään löytämään optimaalinen keskipiste  $c_j$  parvelle siten, että näytteen euklidinen etäisyys parven keskipisteeseen on minimoitu. Algoritmin iterointikierron perustuu seuraavan yhtälön (A1) minimoimiseen

$$J_m = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^Q u_{nk}^m \cdot \|x_n - c_k\|^2, \quad (\text{A1})$$

missä  $x_n$  on signaalin  $n$ . näyte ja  $c_k$  on iteraatiokierroksella  $k$  laskettu parven keskipiste. Kerroin  $u$  kuvaa signaalin  $n$ . näytteen kuulumisastetta parvelle  $j$ .

Kuulumisaste on määritelty näytteen arvon ja parven keskipisteen suhteen. Jokaisella iteraatiokierroksella verrataan näytteen ja iteraatiokeskipisteen välistä yhteyttä näytteen ja parven keskipisteen  $c_j$  väliseen yhteyteen:

$$u_{nj} = \frac{1}{\sum_{k=1}^Q \left( \frac{\|x_n - c_j\|}{\|x_n - c_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}}. \quad (\text{A2})$$

Parven keskipiste lasketaan kuuluvuusasteiden summien suhteena:

$$c_j = \frac{\sum_{n=1}^N u_{nj}^m x_i}{\sum_{n=1}^N u_{nj}^m}. \quad (\text{A3})$$

Yhtälön (A1) minimointia jatketaan kunnes kiinteäksi määritelty iteraatiokierrosten määrä on saavutettu tai minimoitavan funktion suppeneminen täyttää määritellyn ehdon. Kuulumisasteiden peräkkäisten potenssien erotus saa arvoja välillä  $[0,1]$ . Kun suppeneminen on halutulla tasolla  $\varepsilon$ , algoritmi pysähtyy. Suppenevuus paikalliseen minimiin tai minimoitavan funktion  $J_m$  satulapisteeseen tarkistetaan seuraavalla epäyhtälöllä

$$\max \left\{ u_{nj}^{k+1} - u_{nj}^k \right\} \leq \varepsilon. \quad (\text{A4})$$

## LIITE B: TEAGER-KAISER-OPERAATTORI

Tavallisesti signaalin tehosta puhuttaessa tarkoitetaan amplitudien neliöllistä keskiarvoa (RMS). Fysiologisten signaalien tapauksessa energiaa voi olla kätkeytyneenä amplitudin lisäksi signaalin taajuusmuutoksiin, jotka jäävät perinteisin menetelmin havaitsematta. Tämän vuoksi tarvitaan menetelmä, joka ottaa huomioon sekä signaalin taajuus- että amplitudivaihtelut energian laskennassa.

Teager-Kaiser-operaattoria (Kaiser 1990) on käytetty muun muassa puhesignaalin ja ihon pinnalta mitatun lihasaktivaation ilmaisussa (Solnik ja muut 2008; Li & Aruin 2005) sekä signaalihäiriöiden poistossa. Sen avulla saadaan tehokkaasti laskettua signaalin paikallinen amplitudi- ja taajuusvaihteluun liittyvä teho kolmen peräkkäisen näytteen avulla. Operaattori on symmetrinen ja reagoi hyvin nopeisiin taajuuden ja amplitudin vaihteluihin.

Kuvatkoon näytejoukko  $x_n$  yksinkertaista harmonista liikettä. Olkoon tarkasteltavan diskreettiaikaisen reaaliarvoisen signaalin värähtelytaajuus  $f$  ja näytteenottotaajuus  $f_s$ . Toisen asteen differentiaaliyhtälön ratkaisu on tällöin

$$x_n = A \cos(\Omega n + \phi), \quad (\text{B1})$$

missä  $\Omega = 2\pi f/f_s$ ,  $A$  on yksinkertaisen harmonisen värähtelyn amplitudi ja  $\phi$  värähtelijän vaihe.

Amplitudin, taajuuskertoimen ja vaiheen ratkaisemista varten valitaan signaalin kolme peräkkäistä näytettä  $x_{n-1}$ ,  $x_n$  ja  $x_{n+1}$ . Jokainen näyte voidaan kuvata yhtälön (B1) avulla. Käyttämällä trigonometrisiä yhteyksiä aaltomuodolle saadaan yhtälö kolmen peräkkäisen näytteen avulla:

$$A^2 \sin^2(\Omega) = x_n^2 - x_{n+1}x_{n-1}. \quad (\text{B2})$$

Jos  $f_s > 8f$ , voidaan energiaoperaattorin sinitermi saattaa likiarvoiseen muotoon:

$$E_n = (A\Omega)^2 \approx x_n^2 - x_{n+1}x_{n-1}. \quad (\text{B3})$$

Yhtälön (B3) mukaan saadaan signaalin paikallinen energiaestimaatti alle 11 % suhteellisella virheellä.

## LIITE C: TEHOTIHEYSSPEKTRI WELCH:N MENETELMÄLLÄ

Menetelmä perustuu aikatazon signaalin segmentointiin ja ikkunoitujen segmenttien Fourier-muunnokseen. Toisistaan riippumattomat periodogrammit saadaan laskemalla FFT-muunnettujen segmenttien neliöt. Tehotiheyden estimaatti  $\hat{P}(\omega)$  on periodogrammien keskiarvo (Welch 1967).

Aikatazon signaali jaetaan ensin mahdollisesti limittäisiin segmentteihin. Segmenttien kappalemäärä  $K$  on kääntäen verrannollinen menetelmän tehokkuuteen, mutta pienentää taajuustason esityksen varianssia.  $K$  on määritelty seuraavasti:

$$K = \frac{N - O}{L - O}, \quad (\text{C1})$$

missä  $N$  on aikatazon signaalin pituus,  $L$  on segmentin leveys, ja  $O$  on limittäin menevien näytteiden lukumäärä. Segmentoinnista ylijäävät näytteet hylätään.

Seuraavaksi segmentit ikkunoidaan Hamming-ikkunalla  $W(n)$  ja muunnetaan taajuustason signaaleiksi FFT-muunnoksella. Näin saadaan  $K$  kappaletta äärellisiä Fourier-muunnoksia  $A_1(\omega), \dots, A_K(\omega)$ .

Taajuustason signaaliryhmästä saadaan ryhmä periodogrammeja, joiden keskiarvosta lasketaan estimaatti spektrille  $\hat{P}(\omega)$ . Estimaatti voidaan laskea suoraan Fourier-muunnetuista segmenteistä  $A_k(\omega)$ :

$$\hat{P}(\omega) = \frac{L}{KU} \sum_{k=1}^K |A_k(\omega)|^2, \quad (\text{C2})$$

missä

$$U = \frac{1}{L} \sum_{n=0}^{L-1} W^2(n). \quad (\text{C3})$$



Seuraavaksi spektri skaalataan tehotiheyttä esittävään muotoon jakamalla se näytteenottotaajuudella  $f_s$ .

$$PSD = \frac{\hat{P}(\omega)}{f_s}. \quad (C4)$$

Näin laskettujen  $PSD$ -arvojen yksiköksi saadaan desibelimuunnoksen jälkeen dB/Hz. Kun arvot esitetään taajuuden  $\omega$  funktiona, saadaan Welch:n menetelmällä laskettu tehotiheysspektri.

## LÄHDELUETTELO

- Allen K, Golden L, Izzo J, Ching M, Forrest A, Niles C, Niswander P, Barlow J. 2001. Normalization of Hypertensive Responses During Ambulatory Surgical Stress by Perioperative Music. *Psychosomatic Medicine*. Nro. 63(3), s. 487–492. ISSN: 0033–3174.
- Benedek M, Kaernbach C. 2008. [www.ledalab.de](http://www.ledalab.de).
- Bilodeau M, Cincera M, Arsenault A, Gravel D. 1997. Normality and Stationarity of EMG Signals of Elbow Flexor Muscles During Ramp and Step Isometric Contractions. *Journal of Electromyography and Kinesiology*. Nro. 7(2), s. 87–96. ISSN: 1050–6411.
- Boxtel G, Geraats L, Van Den Berg-Lenssen M, Brunia C. 1993. Detection of EMG Onset in ERP Research. *Psychophysiology*. Nro. 30, s. 405–412. ISSN: 0048–5772.
- Chapados C, Levitin D. 2008. Cross-modal Interactions in the Experience of Musical Performances: Physiological Correlates. *Cognition*. Nro. 108, s. 639–651. ISSN: 0010–0277.
- Colwell R. 2006. *Menc Handbook of Musical Cognition and Development*. Oxford, USA. Oxford University Press Inc. 276 sivua. ISBN: 978–0–19–518923–0.
- Dawson M, Schell A, Filion D. 2000. The Electrodermal System. Cacioppo J, Tassinary L, Berntson G. *Teoksessa Handbook of Psychophysiology*. 2. painos. New York, USA. Cambridge University Press. s. 200–223. ISBN: 62634X.
- Dunn J. 1973. A Fuzzy Relative of the ISODATA Process and Its Use in Detecting Compact Well-Separated Clusters. *Cybernetics and Systems*. Nro. 3(3), s. 32–57. ISSN: 1087–6553.
- Fridlund A, Cacioppo J. 1986. Guidelines for Human Electromyographic Research. *Psychophysiology*. Nro. 23(5), s. 567–589. ISSN: 0048–5772.
- Gomez P, Danuser B. 2007. Relationships Between Musical Structure and Psychophysiological Measures of Emotion. *Emotion*. Nro. 7(2), s. 377–387. ISSN: 1528–3542.
- Hamilton-Wright A, Stashuk D. 2005. Physiologically Based Simulation of Clinical EMG Signals. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. Nro. 52, s. 171–183. ISSN: 0018–9294. [www.emglab.net](http://www.emglab.net)
- Hussein S, Granat M. 2002. Intention Detection Using a Neural-Fuzzy EMG Classifier. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*. Nro. 21(6), s. 123–129. ISSN: 0739–5175.

- Höppner F, Klawonn F, Kruse R, Runkler T. 1999. *Fuzzy Cluster Analysis: Methods for Classification, Data Analysis and Image Recognition*. New York, USA. John Wiley & Sons. 308 sivua. ISBN: 978-0-471-98864-9.
- Iwanaga M, Moroki Y. 1999. Subjective and Physiological Responses to Music Stimuli Controlled Over Activity and Preference. *Journal of Music Therapy*. XXXVI, Nro. 1, s. 26–38. ISSN: 0022–2917.
- Iwanaga M, Kobayashi A, Kawasaki C. 2005. Heart Rate Variability with Repetitive Exposure to Music. *Biological Psychology*. Nro. 70, s. 61–66. ISSN: 0301–0511.
- Jäncke L, Vogt J, Musial F, Lutz K, Kalveram K. 1996. Facial EMG Responses to Auditory Stimuli. *International Journal of Psychophysiology*. Nro. 22, s. 85–96. ISSN: 0167–8760.
- Kaiser J. 1990. On a Simple Algorithm to Calculate the ‘Energy’ of a Signal. *IEEE ICASSP 1990*. s. 381–384.
- Kisilevsky B, Hains S, Jacquet A, Granier-Deferre C, Lecanuet J. 2004. Maturation of Fetal Responses to Music. *Developmental Science*. Nro. 7(5), s. 550–559. ISSN: 1363–755X.
- Krout R. 2007. Music Listening to Facilitate Relaxation and Promote Wellness: Integrated Aspects of Our Neurophysiological Responses to Music. *The Arts in Psychotherapy*. Nro. 34, s. 134–141. ISSN: 0197–4556.
- Krumhansl C. 1997. An Exploratory Study of Musical Emotions and Psychophysiology. *Canadian Journal of Experimental Psychology*. Nro. 51(4), s. 336–352. ISSN: 0008–4255.
- Kwon S. 2004. Threshold Selection Based on Cluster Analysis. *Pattern Recognition Letters*. Nro. 25, s. 1045–1050. ISSN: 0167-8655.
- Lartillot O, Toivainen P. 2007. A Matlab Toolbox for Musical Feature Extraction from Audio. *Proceedings of the 10<sup>th</sup> International Conference on Digital Audio Effects*. s. 237–244.
- Li X, Aruin A. 2005. Muscle Activity Onset Time Detection Using Teager-Kaiser Energy Operator. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. s. 7549 - 7552. DOI: 10.1109/IEMBS.2005.1616259.
- Lundqvist L, Carlsson F, Hilmersson P, Juslin P. 2009. Emotional Responses to Music: Experience, Expression and Physiology. *Psychology of Music*. Nro. 37(1), s. 61–90. ISSN: 0305–7356.
- Maitrot A, Lucas M, Doncarli C, Farina D. 2005. Signal-Dependent Wavelets for Electromyogram Classification. *Medical & Biological Engineering & Computing*. Nro. 43(4), s. 487–492, ISSN: 0140–0118.

- Malmivuo J, Plonsey R. 1995. *Bioelectromagnetism: Principles and Applications of Bioelectric and Biomagnetic Fields*. New York, USA. Oxford University Press. 482 sivua. ISBN: 0-19-505823-2.
- McEwen J, Anderson G. 1975. Modeling the Stationarity and Gaussianity of Spontaneous Electroencephalographic Activity. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. Nro. 22(5), s. 361-369. ISSN: 0018-9294.
- McGill K, Lateva Z, Marateb H. 2005. EMGLAB: an interactive EMG decomposition program. *Journal of Neuroscience Methods*. Nro. 149(2), s. 121-133. ISSN: 0165-0270. [www.emglab.net](http://www.emglab.net)
- Mitra S. 2002. *Digital Signal Processing: A Computer-Based Approach*. 2. painos. New York, USA. McGraw Hill Companies. 866 sivua. ISBN: 0-07-122607-9.
- Micera S, Sabatini A, Dario P. 1998. An Algorithm for Detecting the Onset of Muscle Contraction by EMG Signal Processing. *Medical Engineering & Physics*. Nro. 20, s. 211-215. ISSN: 1350-4533.
- Micera S, Sabatini A, Dario P, Rossi B. 1999. A Hybrid Approach to EMG Pattern Analysis for Classification of Arm Movements Using Statistical and Fuzzy Techniques. *Medical Engineering & Physics*. Nro. 21, s. 303-311. ISSN: 1350-4533.
- Moon C, Fifer W. 2000. Evidence of Transnatal Auditory Learning. *Journal of Perinatology*. Nro. 20, s. 36-43. ISSN: 0743-8346.
- Nagel F, Grewe O, Kopiez R, Altenmüller E. 2005. The Relationship of Psychophysiological Responses and Self-reported Emotions while Listening to Music. *Göttingen NWG Conference 2005*. #105B.
- Najarian K, Splinter R. 2006. *Biomedical Signal and Image Processing*. North Carolina, USA. CRC Press. 417 sivua. ISBN: 0849320992.
- Nater U, Abbruzzese E, Krebs M, Ehlert U. 2006. Sex Differences in Emotional and Psychophysiological Responses to Musical Stimuli. *International Journal of Psychophysiology*. Nro. 62, s. 300-308. ISSN: 0167-8760.
- Niedermeyer E, da Silva L. 2004. *Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields*. 5. painos. Philadelphia, USA. Lippincott Williams & Wilkins. 1309 sivua. ISBN: 0781751268.
- Parsons L. 2006. Exploring the Functional Neuroanatomy of Music Performance, Perception, and Comprehension. Zatorre R., Peretz I. *Teoksessa Annals of the New York Academy of Sciences nro. 930: The biological foundations of music*. New York, USA. The New York Academy of Sciences. s. 211-231. DOI: 10.1111/j.1749-6632.2001.tb05735.x.
- Platel H, Price C, Baron J, Wise R, Lambert J, Frackowiak R, Lechevalier B, Eustache F. 1997. The Structural Components of Music Perception A Functional Anatomical Study. *Brain*. Nro. 120, s. 229-243. ISSN: 0006-8950.

- Rauscher F, Shaw G, Ky K. 1995. Listening to Mozart Enhances Spatial-Temporal Reasoning: Towards a Neurophysiological Basis. *Neuroscience Letters*. Nro. 185, s. 44–47. ISSN: 0304–3940.
- Reaz M, Hussain M, Mohd-Yasin F. 2006. Techniques of EMG Signal Analysis: Detection, Processing, Classifications and Applications. *Biological Procedures Online*. Nro. 8, s. 11–35. ISSN: 1480-9222.
- Roy M, Mailhot J, Gosselin N, Paquette S, Peretz I. 2009. Modulation of the Startle Reflex by Pleasant and Unpleasant Music. *International Journal of Psychophysiology*. Nro. 71, s. 37–42. ISSN: 0167–8760.
- Scherer K, Zentner M. 2001. Emotional Effects of Music: Production Rules. Juslin P., Sloboda J. *Teoksessa Music and Emotion: Theory and Research*. New York, USA. Oxford University Press. s. 361–392. ISBN: 0–19–263188–8.
- Schmidt L., Trainor L. 2001. Frontal Brain Electrical Activity (EEG) Distinguishes Valence and Intensity of Musical Emotions. *Cognition and Emotion*. Nro. 15(4), s. 487–500. ISSN: 1464–0600.
- Solnik S, DeVita P, Rider P, Long B, Hortobágyi T. 2008. Teager-Kaiser Operator Improves the Accuracy of EMG Onset Detection Independent of Signal-to-noise Ratio. *Acta of Bioengineering and Biomechanics*. Nro. 10(2), s. 65–68. ISSN: 1509-409X.
- Sung H, Chang A. 2005. Use of Preferred Music to Decrease Agitated Behaviours in Older People with Dementia: a Review of the Literature. *Journal of Clinical Nursing*. Nro. 14, s. 1133–1140. ISSN: 0962–1067.
- Stern R, Ray W, Quigley K. 2001. *Psychophysiological Recording*. 2. painos. New York, USA. Oxford University Press. 282 sivua. ISBN: 0–19–511358–6.
- Stewart L, Kriegstein K, Warren J, Griffiths T. 2006. Music and the Brain: Disorders of Musical Listening. *Brain*. Nro. 129, s. 2533–2553. ISSN: 0006–8950.
- Särkämö T, Tervaniemi M, Laitinen S, Forsblom A, Soinila S, Mikkonen M, Autti T, Silvennoinen H, Erkkilä J, Laine M, Peretz I, Hietanen M. 2008. Music Listening Enhances Cognitive Recovery and Mood After Middle Cerebral Artery Stroke. *Brain*. Nro. 131, s. 866–876. ISSN: 1460–2156.
- Tassinary L, Cacioppo J. 2000. *The Skeletomotor System: Surface Electromyography*. Teoksessa *Handbook of Psychophysiology*. 2. painos. New York, USA. Cambridge University Press. s. 163–191. ISBN: 62634X.
- Welch P. 1967. The Use of Fast Fourier Transform for the Estimation of Power Spectra: A Method Based on Time Averaging Over Short, Modified Periodograms. *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*. Nro. 15(2), s. 70–73.

- Witvliet C. 1997. The Impact of Music-Prompted Emotional Valence and Arousal on Self-Report, Autonomic, Facial EMG, and Startle Responses Across Experimental Contexts. Tohtorinväitöskirja. Purdue:n yliopisto, kliininen psykologia. West Lafayette, USA. 113.
- Witvliet C, Vrana S. 2007. Play It Again Sam: Repeated Exposure to Emotionally Evocative Music Polarises Liking and Smiling Responses, and Influences Other Affective Reports, Facial EMG, and Heart Rate. *Cognition and Emotion*. Nro. 21(1), s. 3–25. ISSN: 0269–9931.
- Zhang X, Yang Y, Xu X, Zhang M. 2002. Wavelet Based Neuro-Fuzzy Classification for EMG Control. *Communications, Circuits and Systems and West Sino Expositions*. Nro. 2, s. 1087–1089. ISBN: 0–7803–7547–5.

