

Aino Närhi

# VERENPAINEPULSSIAALTO- SIGNAALIEN HÄIRIÖISYYDEN VÄHENTÄMISMENETELMÄT

Kandidaatintyö  
Lääketieteen ja terveysteknologian tiedekunta  
Tarkastaja: Mikko Peltokangas  
Kesäkuu 2024

# TIIVISTELMÄ

Aino Närhi: Verenpainepulssiaaltosignaalien häiriöisyyden vähentämismenetelmät  
Kandidaatintutkielma  
Tampereen yliopisto  
Bioteknologian ja biolääketieteen tekniikan tutkinto-ohjelma  
Kesäkuu 2024

---

Fotopletysmografia (PPG) on kajoamaton valon intensiteettiin perustuva tutkimusmenetelmä, jonka avulla saadaan tietoa verenkiertoelimestöstä, kuten verenpaineesta ja sydämen sykkeestä. Fysiologisena signaalina valtimopulssiaalto on altis biologisille ja teknisille häiriöille, jotka vaikeuttavat signaalin tulkintaa. Signaalissa esiintyviä häiriöitä pyritään vähentämään menettämättä informaatiota. Tämän kandidaatintyön tavoitteena on selvittää, millaisia erilaisia kirjallisuudessa esiintyviä menetelmiä verenpainepulssiaaltosignaalin häiriöisyyden vähentämiseksi on, millaisissa tilanteissa näitä menetelmiä voidaan käyttää, ja liittykö menetelmiin haasteita.

Häiriöisyyden vähentämisen tavoitteena on parantaa signaalin signaali-kohinasuhdetta, jotta signaalianalyysiä voidaan suorittaa. Signaali-kohinasuhdetta voidaan parantaa keskiarvottamalla, mutta aina tämä ei ole mahdollista, sillä signaalin sisältämien yksittäisten aaltojen jaksonajat vaihtelevat ja signaalin sisältämät piikit eivät osu kohdakkain. Tällöin signaalia tulee normalisoida ja sen sisältämää kohinaa poistaa.

Tässä kirjallisuuskatsauksessa käsiteltävät häiriöisyyden vähentämismenetelmät on jaettu kolmeen kategoriaan ja niistä on hankittu tietoa noin kahdestakymmenestä tutkimusraportista, kymmenestä tieteellisestä artikkelista ja muutamasta oppikirjasta. Keskiarvotukseen perustuvia menetelmiä käytetään signaalin normalisointiin ja jaksonaikojen yhtenäistämiseen. Rekonstruointiin perustuvat menetelmät pyrkivät erottamaan hyötysignaalin kohinasta. Niiden avulla voidaan vähentää erityisesti liikeartefaktien aiheuttamaa häiriötä. Kehittyneistä suodatusmenetelmistä tarkastellaan adaptiivisia suodattimia, jotka perustuvat suotimen automaattiseen mukautumiseen signaaliin sen ominaisuudet huomioiden.

Kirjallisuudesta saatujen tulosten perusteella ei ole yksiselitteisesti parasta menetelmää häiriöisyyden poistamiseksi. Käytettävä menetelmä tulee valita käytetyn signaalin ja esiintyvän häiriötyypin mukaan. Tutkimuksessa havaittiin, että parhaaseen lopputulokseen päästään useamman menetelmän yhdistelmällä. Yksittäisen menetelmän kohdalla paras lopputulos saadaan silloin, kun hyötysignaalista ja kohinasta tiedetään mahdollisimman paljon etukäteen. Täten voidaan sanoa, että yhtä sopivaa menetelmää kaikkiin tilanteisiin ei ole, vaan useammalla eri menetelmällä voidaan päästä lähes yhtä hyvin lopputuloksiin.

Avainsanat: verenpainepulssiaalto, normalisointi, signaalin rekonstruointi, adaptiivinen suodatus, fysiologisten signaalien häiriöt

Tämän julkaisun alkuperäisyys on tarkastettu Turnitin OriginalityCheck –ohjelmalla.

# SISÄLLYSLUETTELO

<b>1.</b>	<b>JOHDANTO.....</b>	<b>1</b>
<b>2.</b>	<b>TEOREETTINEN TAUSTA .....</b>	<b>2</b>
2.1	VERENPAINE .....	2
2.2	VALTIMOPULSSIAALTO .....	4
2.3	FOTOPLETYSMOGRAFIA.....	5
2.4	PULSSIAALTOPARAMETRIT .....	8
<b>3.</b>	<b>HÄIRIÖISYYDEN VÄHENTÄMISMENETELMÄT .....</b>	<b>13</b>
3.1	KESKIARVOTUKSEEN PERUSTUVAT MENETELMÄT .....	14
3.1.1	<i>Lineaarinen uudelleennäytteistäminen .....</i>	<i>15</i>
3.1.2	<i>Dynaamisen aikaväristymän menetelmä.....</i>	<i>17</i>
3.2	REKONSTRUOINTIIN PERUSTUVAT MENETELMÄT .....	19
3.2.1	<i>Empiirinen moodihajotelma .....</i>	<i>20</i>
3.2.2	<i>Aallokemuunnos .....</i>	<i>23</i>
3.3	ADAPTIIVISET SUODATUSMENETELMÄT .....	26
3.3.1	<i>Adaptiivinen kohinansuodatin.....</i>	<i>28</i>
3.3.2	<i>Adaptiivisen suotimen kerrointen päivitys pienimmän neliösumman menetelmällä .....</i>	<i>29</i>
<b>4.</b>	<b>YHTEENVETO.....</b>	<b>32</b>
	<b>LÄHTEET .....</b>	<b>34</b>

# LYHENTEET JA MERKINNÄT

AC	vaihtovirta, engl. alternating current
ADH	antidiureettinenhormoni, engl. antidiuretic hormone
AGI	ikäntymisindeksi, engl. aging index
AIx	lisääntyneen valtimojäykkyyden indeksi, engl. augmentation index
ANC	adaptiivinen kohinansuodatin, engl. adaptive noise canceler
APG	kiihtyvyydfotopletysmografia, engl. acceleration plethysmogram
BW	perusviivavaihtelu, engl. baseline wander
CS-LMS	vakioaskelkokoinen pienimmän neliösumman suodin, engl. constant step-size least mean square filter
DC	tasavirta, engl. direct current
DTW	dynaamisen aikavääristymän menetelmä, engl. dynamic time warping
DP	diastolinen paine, engl. diastolic pressure
DWT	diskreetti aallokemuunnos, engl. discrete wavelet transform
EEG	elektroenkefalografia, engl. electroencephalogram
EEMD	engl. ensemble empirical mode decomposition
EMD	empiirinen moodianalyysi, engl. empirical mode decomposition
FIR	äärellisen pituinen impulssivaste, engl. finite impulse response
IIR	äärettömän pituinen impulssivaste, engl. infinite impulse response
IMF	sisäinen tilafunktio, engl. intrinsic mode function
LED	valoa emittoiva diodi, engl. light-emitting diode
LMS	pienimän neliösumman suodin, engl. least mean square filter
LR-SQI	engl. linear resampling SQI
MAP	keskimääräinen valtimopaine, engl. mean arterial pressure
MSE	keskineliövirhe, engl. mean square error
PLA	paloittainen lineaarinen approksimaatioalgoritmi, engl. piecewise linear approximation
PPG	fotopletysmografia, engl. photoplethysmography
PWV	pulssiaallon etenemisnopeus, engl. pulse wave velocity
RAAS	reniini-angiotensiini-aldosteronijärjestelmä, engl. renin-angiotensin-aldosterone system
RI	heijastusindeksi, engl. reflection index
SDPPG	fotopletysmografiasignaalin toinen derivaatta, engl. second derivative of photoplethysmography
SI	jäykkyydsindeksi, engl. stiffness index
SNR	signaali-kohinasuhde, engl. signal-to-noise ratio
SP	systolinen paine, engl. systolic pressure
SQI	signaalin laatuindeksi, engl. signal quality index
STFT	lyhytkestoinen Fourier-muunnos, engl. short-time Fourier transform
TST	aikasarjamuunnos, engl. time series transform
TVS-LMS	aikavaihtelevan askelkoon pienimmän neliösumman menetelmä, engl. time varying step-size least mean square
WT	aallokemuunnos, engl. wavelet transform

# 1. JOHDANTO

Fysiologiset signaalit ovat kehon eri parametrien mittauksista saatavia signaaleja. Tällaisia parametreja voivat olla muun muassa kehon lämpötila, sydämen syke, verensokeri, verenpaine, veren happisaturaatio sekä eri kudosten, kuten luustolihasten, sydämen ja aivojen, sähköinen aktiivisuus. Nämä signaalit tarjoavat arvokasta tietoa terveydentilasta ja kehon toiminnasta sekä ovat keskeisessä roolissa diagnostiikassa ja hoidon seurannassa terveydenhuollossa. Fysiologiset signaalit, kuten kaikki muutkin signaalit, ovat alttiita häiriöille, jotka vaikuttavat niiden laatuun ja vaikeuttavat niiden tulkintaa.

Fysiologisissa signaaleissa esiintyvät häiriöt voidaan jakaa satunnaisluontoiseksi kohinaksi ja säännönmukaisesti käyttäytyviksi häiriöiksi. Kohinan alkuperää on usein haastava määrittää. Useimmiten näissä signaaleissa esiintyvät häiriöt ovat peräisin ympäristöstä, kuten sähkömagneettisista kentistä tai käytetystä mittauslaitteistoista. Jotta signaalien tulkinta olisi helpompaa ja tulokset luotettavampia, tulee signaalien sisältämät häiriöt suodattaa pois. Käytettävien suodatusmenetelmien tulee olla sellaisia, että signaali ei muuta muotoaan, tai merkittävää informaatiota ei häviä.

Fysiologisena signaalina verenpainepulssiaallot ovat häiriöisiä ja likimain jaksollisia signaaleja. Tämän kandidaatintyön tarkoituksena on perehtyä menetelmiin, joilla verenpainepulssiaaltosignaalin häiriöisyyttä voidaan vähentää. Tutkielma on toteutettu kirjallisuuskatsauksena. Työssä keskitytään erityisesti fotopletysmografialla kerättyyn pulssiaaltosignaaliin.

PPG-signaalin avulla voidaan hyvin estimoida verenpainepulssiaaltoa. PPG kuvaa veritilavuuden muutoksia sydämen sykkeen tahdissa, kun verenpainepulssiaalto kuvaa verenpaineen vaihtelua valtimoverkostossa. Nämä signaalit ovat vahvassa yhteydessä toisiinsa, sillä muuttuva verenpaine saa elastiset verisuonet laajenemaan, mikä muuttaa veritilavuutta. Jos verisuonet olisivat jäykkiä putkia, verenpaine pääsisi muuttumaan, mutta veritilavuus ei.

Työn alussa pohjustetaan teoriaa työssä tarkasteltavan signaalin taustalla käymällä läpi verenpaineen ja fotopletysmografian taustaa. Tämän jälkeen käydään syitä häiriöisyyden poiston taustalla. Lopuksi esitellään erilaisia häiriöisyyden poistamiseen käytettäviä menetelmiä ja niille tyypillisiä ominaisuuksia.

## 2. TEOREETTINEN TAUSTA

### 2.1 Verenpaine

Ihmisen verenkiertojärjestelmä voidaan jakaa sydämeen ja verisuonistoon. Verenkiertojärjestelmä voidaan jakaa kahteen kierrokseen: pieneen ja suureen verenkiertoon. Pieni verenkierto eli keuhkoverenkierto on erikoistunut kaasujen vaihtoon. Hapettunut veri kierrätetään isoon verenkiertoon sydämen kautta. Isossa verenkierrossa happirikas veri ja muut ravinteet kuljetetaan kohdekudoksiin kehon eri puolille, samalla kudoksista kuljetetaan hapeton veri takaisin sydämeen. [1, 410-428]

Verisuonet voidaan jaotella rakenteen ja tehtävän perusteella kolmeen pääryhmään: laskimoihin, valtimoihin sekä hiussuoniin. Isossa verenkierrossa valtimot kuljettavat hapekasta verta kudoksiin, kun laskimot kuljettavat hapetonta verta takaisin sydämeen. Pienessä verenkierrossa tilanne on vastakkainen. Keuhkovaltimot kuljettavat hapetonta verta keuhkoihin ja laskimot hapekasta verta takaisin sydämeen. Hiussuonet ovat pienimpiä suonia ja niitä on kehon kudoksissa. Ne mahdollistavat ravinteiden, kuona-aineiden ja kaasujen vaihdon veren ja kudoksen välillä ohuen endoteelikerroksen kautta. Hiussuonisto yhdistää valtimot ja laskimot. [1, 447-460]

Verenpaine muodostuu sydämen pumppauksen synnyttämää verenvirtausta vastustavista verisuonista. Verenvirtauksen vastustamista kutsutaan perifeeriseksi verisuoniresistanssiksi. Sitä ohjaa pienet valtimot, jotka laajenevat ja supistuvat vasteena erilaisille hermostollisille ja hormonaalisille signaaleille. [2, luku 16] [3] Kun oletetaan että verisuoni on poikkileikkaukseltaan ympyrän mallinen, voidaan verenvirtauksen ja verenpaineen välinen yhteys esittää Ohmin lain kanssa analogisen Hagenin-Poiseuillen lain avulla, missä veren virtausta vastustava valtimoresistanssi  $R$  saadaan yhtälöllä

$$R = \frac{8Ln}{\pi r^4}, \quad (1)$$

jossa  $L$  on suonen pituus,  $n$  on veren dynaaminen viskositeetti ja  $r$  suonen säde. Tämä kaava näyttää, miten suuresti suonen koko, etenkin säde, vaikuttaa perifeeriseen valtimoresistanssiin. Tämä vastuksen kasvaminen voidaan havaita verenpaineen nousuna virtaus-paine systeemissä Hagenin-Poiseuillen lain mukaan. [3] Kun verenpaine mainitaan kliinisessä kontekstissa mitattavana parametrinä viitataan ison

verenkierron sisältämien suurten valtimoiden sisällä olevaan valtimoverenpaineeseen [4].

Verenpaine voidaan määritellä veren verisuonien seinämiin pinta-alayksikköä kohdistamana voimana. Paineen avulla ylläpidetään verenkiertoa sydäimestä elimistön ääreisosien hiussuoniin ja takaisin sydämeen. [2, luku 16] Verenpaine saavuttaa maksimiarvonsa kammiosupistuksen aikana. Maksimiarvo tunnetaan systolisena verenpaineena eli yläpaineena. Karkeasti jaoteltuna systolinen vaihe voidaan määritellä ajanjaksona hiippaläpän sulkeutumisesta aorttaläpän sulkeutumiseen. Tämän ajanjakson aikana vasen kammio supistuu ja työntää veren ulos aorttaan, jolloin verisuonet laajenevat. Paine heikkenee sydänlihaksen rentoutuessa ja verisuonten palautuessa normaaliin tilaan. Tällöin verenpaine saavuttaa minimiarvonsa, jota kutsutaan diastoliseksi verenpaineeksi eli alapaineeksi. [1, 507-532] [5, luku 1 ] Verenpaineen ihanteellisina viitearvoina pidetään tilannetta, jossa systolinen paine on 120 mmHg ja diastolinen paine noin 80 mmHg [2, luku 16].

Verenpainetta ylläpitävä järjestelmä koostuu useasta erillisestä osasta. Verisuonissa sijaitsevat baroreseptorit ovat mekanoreseptoreita, joiden aikaansaama vaste syntyy verisuonten venymisen seurauksena. Verenpaineeseen vaikuttaa myös hormonaalinen toiminta. Antidiureettinen hormoni (ADH) on hypotalamuksen valmistama kehon nestetasapainoa ylläpitävä hormoni, joka vaikuttaa veren tilavuuteen ja siten verenpaineeseen. Myös reniini-angiotensiini-aldosteroni systeemi (RAAS) vastaa valtimoverenpaineen säätelystä. Se sisältää useita hormoneja, jotka lisäävät veren määrää ja perifeeristä vaikutusta. [4] Riittävän verenpaineen ylläpitäminen on elintärkeää ravinteiden ja hapen kuljetuksen turvaamiseksi sekä homeostaasin ylläpitämiseksi. Liian korkean verenpaineen tiedetään liittyvän sydän- ja verisuonisairauksiin, mikä voi johtaa elinvaurioihin ja toimintahäiriöihin. [6]

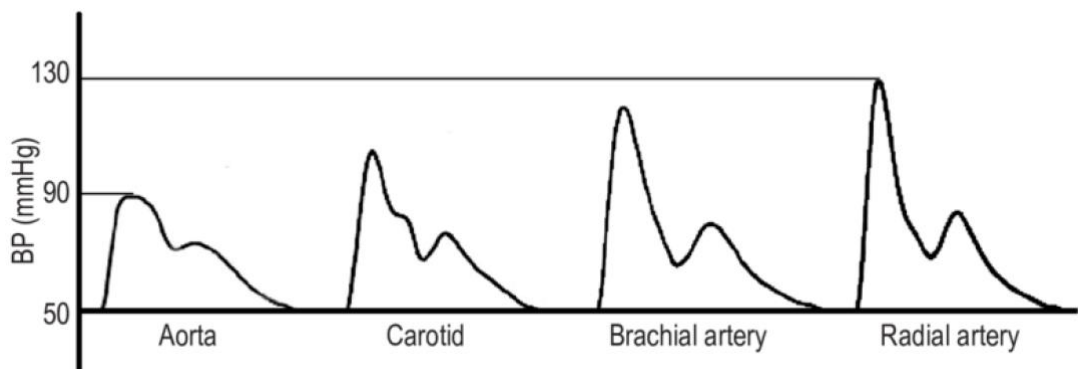
Verenpaine on yksi tärkeimmistä potilaan terveydentilaa kuvaavista parametreista. Korkea verenpaine eli hypertensio lisää verenkiertoelimistön sairauksiin liittyvien elinvaurioiden ja kuolemien riskiä. Viimeisten vuosikymmenten aikana hypertension esiintyvyys on lisääntynyt merkittävästi, mutta lääkityksen avulla väestön keskiverenpaine on pysynyt vakiona. Hypertensio voi aiheuttaa elinvaurioita pitkällä aikavälillä ja siten johtaa ennaikaisesti kuolemiin. Pitkäaikainen alhainen verenpaine voi johtaa samaan lopputulokseen lyhyemmässä ajassa. Verenpaineen lasku heikentää happirikkaan veren kuljetusta elimiin ja kudoksiin ja se voi johtaa hengenvaarallisiin tilanteisiin tai aiheuttaa pysyviä vaurioita potilaille. [7] Siksi korkean tai alhaisen verenpaineen havaitseminen varhaisessa vaiheessa on potilaan terveyden kannalta ratkaisevan tärkeää.

## 2.2 Valtimopulssiaalto

Valtimopulssiaallot, kuten verenpainesignaali sisältää runsaasti tietoa sydän ja verisuonijärjestelmästä. Tätä tietoa voidaan hyödyntää esimerkiksi verisuonten kunnan arvioinnissa. Pulssiaallolla tarkoitetaan kokonaisuutta, joka muodostuu sydäimestä lähtevästä pulssiaallosta sekä ääreisverenkierrosta heijastuvista aalloista. Pulssiaalto johtaa kaikkien valtimoiden rytmiseen laajenemiseen ja rentoutumiseen. [8]

Valtimon seinämän sykkivän liikkeen seurauksena ilmenevällä pulssiaallolla on havaittavissa kolme toisiinsa liittyvää vaikutusta: verenvirtaus (virtauspulssi), paineen muutos (paine-pulssi) ja poikkileikkauksen muutos eli tilavuuden muutos (tilavuuspulssi) [9]. Näitä vaikutuksia voidaan myös kutsua verenpaineeksi, verenvirtausnopeudeksi ja veren tilavuuden virtausnopeuden muutokseksi eli veren virtausmääräksi [8].

Valtimopuusto kuljettaa veren kudoksiin. Kammiosupistuksen aikaansaama verenpaineaalto siirtyy verisuonia pitkin periferiaan ja heijastuu osittain takaisin. Koska valtimojärjestelmä on hyvin haaroittunut ja muodostaa siten suuren perifeerisen vastuksen. Eri kohdissa valtimopuuta ilmenee erilaisia pulssiaaltomuotoja johtuen eteenpäin kulkevan ja heijastuvien aaltojen summautumisesta sydämen syklin eri aikoina. [10] Kuvassa 1 on esitetty pulssiaallon kuvaajia ajan funktiona eri kohdissa valtimopuustoa.



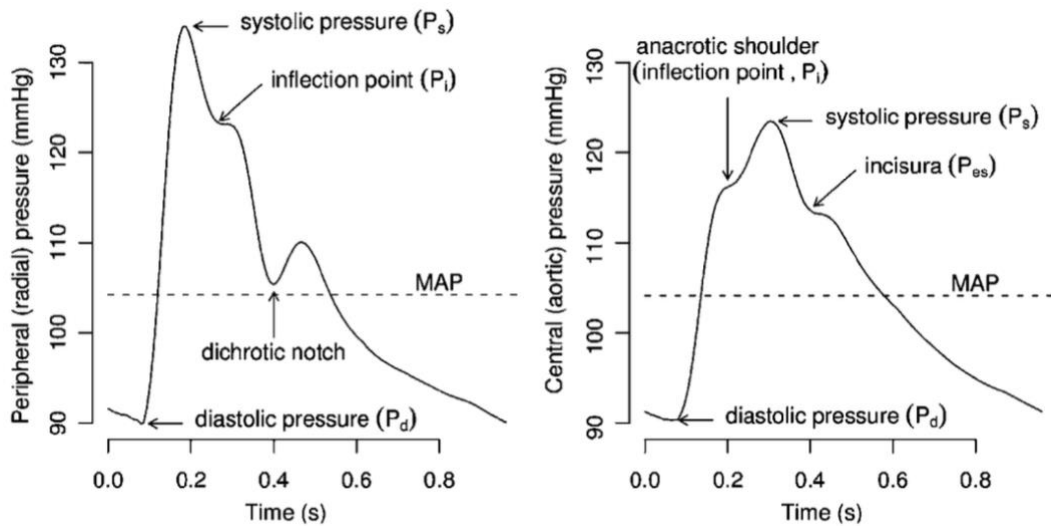
**Kuva 1:** Verenpaineen aaltomuodot ajan funktiona neljässä eri kohdassa ihmisen valtimopuustoa: aortassa, kaulavaltimossa, olkavarsivaltimossa ja värttinävaltimossa [11].

Keskimääräinen valtimopaine (engl. mean arterial pressure, MAP) kuvaa keskimääräistä painetta valtimoissa yhden sydämen syklin, systolisen ja diastolisen vaiheen aikana. Sen muodostumista kuvaa kaava

$$MAP = \frac{2 \cdot DP + SP}{3}, \quad (2)$$

missä  $DP$  on diastolinen paine ja  $SP$  on systolinen paine. MAP:in suuruuteen vaikuttavat sydämen minuuttitilavuus eli sydämen sykkeen ja iskutilavuuden tulo sekä systeemin verisuonivastus. [12]

Kuvassa 2 on esitetty väärtinävältimon painepulssiaallon ja aorttapainepulssiaallon kuvaajat. Kuvaajien perusteella voidaan saada tietoa verisuoniston kunnosta, kuten sen jäykkyydestä



**Kuva 2:** Pulssiaallon kuvaaja perifeerisessä valtimossa sekä aortassa [13].

tai korkeasta verenpaineesta [8]. Lisäksi aorttapainepulssiaalto voidaan määrittää rannevaltimosta mitatun pulssiaallon ja erillisen siirtofunktiomallin avulla. Koska aorttapainepulssiaalto on sijaintinsa puolesta hankala mitata kajoamattomin menetelmin, määritetään se usein laskennallisesti helpommin mitattavan väärtinävältimon painepulssiaallon avulla esimerkiksi siirtofunktiomallia käyttäen. [14]

Koska paine- ja tilavuusaaltojen kuvaajat vastaavat hyvin toisiaan, niitä käytetään usein sekaisin. Näistä paineaalto ei tarvitse etenemiseensä väliaineen hiukkasten liikettä, kun tilavuusaalto perustuu aineen hiukkasten liikkeeseen. Paine- ja tilavuuspulssiaaltojen kuvaajat muistuttavat piirteiltään toisiaan, mutta tilavuuspulssiaalto on kuitenkin loivapiirteisempi. [9]

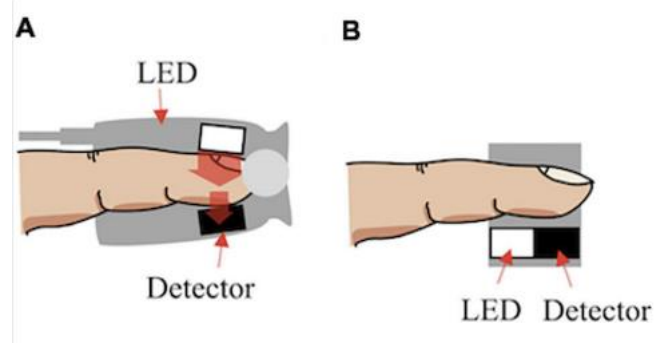
## 2.3 Fotopletysmografia

Fotopletysmografia (engl. photoplethysmography, PPG) on optinen menetelmä, jonka avulla voidaan havaita veren tilavuusmuutoksia ääreisverenkierrossa [15]. Kajoamaton mittaamenetelmä perustuu anturiin, jossa on valonlähde ja valoanturi eli -vastaanotin. Tätä menetelmää käytetään usein happisaturaation, sydämen sykkeen tai verenpaineen

määrittämiseen. Mittaus voidaan suorittaa useista kohdista kehoa, kuten ranteesta, sormenpäätä tai korvanlehdessä. [15] [16, 97]

Mittausmenetelmä perustuu yhteen tai useampaan valon aallonpituuteen, joita valonlähde syöttää kudokseen. PPG:tä voidaan mitata yhdellä aallonpituudella, jos happisaturaatiota ei tarvitse laskea signaalista. Reflektiivisessä mittaustavassa vastaanottimena toimiva valoanturi havaitsee takaisinheijastuvan valon intensiteetin muutoksia. [17] Osa valonlähteen lähettämästä valosta läpäisee kudoksen ja osa heijastuu takaisin. Valoa vastaanottava anturi mittaa absorboitumattoman eli heijastuneen valon intensiteettiä. Valoa absorboivat tietyt kudokset ja niiden osat, kuten ihon pigmentti, luut sekä valtimo- ja laskimoveri. [16, 97-98] Tätä menetelmää kutsutaan reflektiiviseksi mittaukseksi [17] [18] [19].

PPG-mittaus voidaan suorittaa myös transmittiivisesti, jolloin kohdekudos jää valonlähteen ja valoanturin väliin. Tällöin mittaus perustuu kudoksen läpäisevän valon intensiteetin suuruuteen. [17] [18] [19] Kuvassa 3 on esitetty transmittiivisen ja reflektiivisen mittauksen asetelmat.



**Kuva 3:** PPG-mittaus voidaan jakaa transmittiiviseen ja reflektiiviseen mittaukseen sen mukaisesti sijaitsevatko lähetin ja vastaanotin samalla vai eri puolilla kudosta [19].

Usein PPG-mittauksissa käytetään 400–1000 nm aallonpituutta lähettävää valoa emittoivaa diodia (engl. light-emitting diode, LED) ja vastaanottimena fotodiodia (engl. photo diode, PD) [20]. Useimmiten käytetään vihreää (noin 520 nm), punaista (640–660 nm) tai infrapunavaloa (880–940 nm) emittoivaa LEDiä. Valittuun aallonpituuteen vaikuttaa esimerkiksi kuvattavan kohteen syvyys, joka pyritään pitämään muutamissa senttimetreissä [17] [19]. Kudosten sisältämä melaniini absorboi voimakkaasti lyhyempiä aallonpituuksia, kun taas kudosten pääasiassa sisältämä vesi absorboi pidempiä aallonpituuksia. Näiden väliin jäävälle aallonpituusalueelle jäävät näkyvän valon ja infrapunon aallonpituudet, joista parhaiten PPG-mittauksissa toimivat punainen valo ja infrapuna. [17]

Tietyn materiaalin absorboima valon määrä saadaan materiaalin ominaisuuksien sekä valon materiaalissa kulkeman matkan avulla. Tätä absorboituneen valon määrää kuvataan Beerin ja Lambertin lain mukaisesti absorbanssin  $A$  avulla yhtälömuodossa

$$A = \varepsilon lc, \quad (3)$$

jossa  $\varepsilon$  on materiaalille ominainen molaarinen absorptiokerroin,  $l$  on valon materiaalissa kulkema matka ja  $c$  on materiaalin molaarinen konsentraatio. Absorboidun valon määrä voidaan kuvata myös valonlähteestä lähteneen valon ja materiaalin läpäisseen valon intensiteettien suhteena. Tällöin absorboidun valon määrä voidaan esittää kaavamuodossa

$$A = \log_{10} \frac{I_0}{I}, \quad (4)$$

jossa  $I_0$  on valonlähteestä lähtevän valon intensiteetti ja  $I$  on materiaalin läpäisemän valon intensiteetti. [19] [21] Yhdistämällä kaavat (2) ja (3) saadaan Beerin ja Lambertin laki muotoon

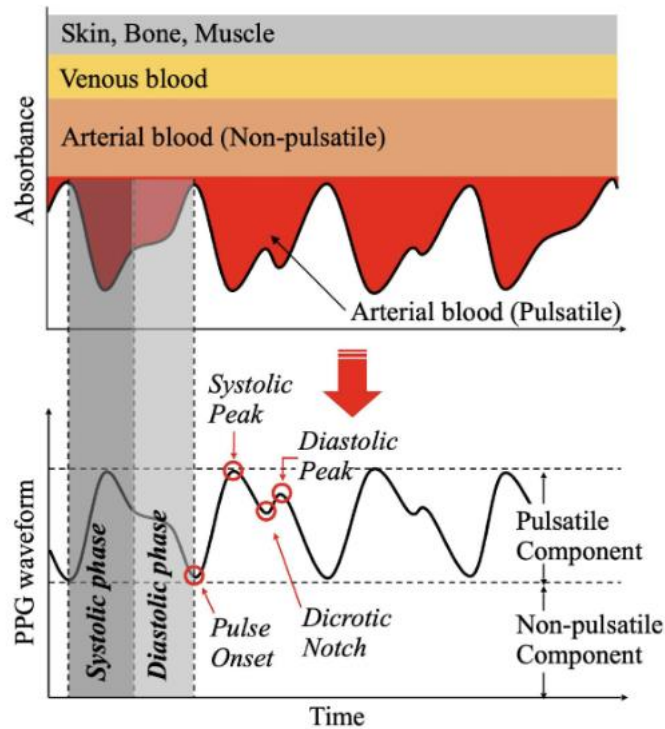
$$A = \varepsilon lc = \log_{10} \frac{I_0}{I}. \quad (5)$$

PPG-mittausten perustana ovat valon absorptiomuutokset kudoksissa, jotka johtuvat verisuonistossa olevan veren tilavuuden muutoksista sydämen sykkeen mukaan. Nämä absorptiomuutokset johtuvat siitä, että veren sisältämä hemoglobiini vastaa veden ohella pääosin kokonaan valon absorptiosta kudoksissa etenkin punaisen tai infrapunavalon aallonpituuksia käytettäessä. [22] Vihreällä valolla on parempi absorptiokyky hemoglobiinia kohtaan, ja sillä saavutetaan parempi signaali-kohinasuhde [20]. Systolisen vaiheen aikana veren määrä verisuonistossa kasvaa, sillä sydän pumppaa verta suonistoon. Tällöin valoa absorboituu enemmän, sillä veren tilavuuden kasvaessa myös valoa absorboivien hemoglobiinin ja veden määrä lisääntyy, samalla valtimon laajenemisen myötä valon kulkumatka pidentyy. Vastaavasti diastolisessa vaiheessa veren määrä suonistossa laskee, jolloin absorboituvan valon määrä pienenee. [19] [20]

Havaitun valon määrään vaikuttaa myös siroaminen, joka johtuu solunsisäisten ja -ulkoisten nesteiden sekä soluelinten ja -nesteiden taitekertoimien eroista kudoksissa. Tämä aiheuttaa sen, että valo ei kulje kudoksessa suoraviivaisesti, vaan osa valosta siroaa eri suuntiin. Veressä tapahtuu samankaltaista siroamista kuin muissa kudoksissa, sillä punasolujen ja plasman taitekertoimet eroavat toisistaan. [23]

PPG-aalto jaetaan sykkivään ja sykkimättömään komponenttiin. Kuvassa 4 on esitetty PPG-aaltomuoto, josta ilmenee sykkivä ja sykkimätön komponentti. Sykkivä komponentti tunnetaan vaihtovirtakomponenttina (engl. alternating current, AC), ja se johtuu valtimon

veren tilavuuden muutoksista. AC-komponentti vaihtelee synkronoidusti sydämen syklin kanssa ja perustuu verisuonten laajenemiseen. Sykkimätön eli tasavirtakomponentti (engl. direct current, DC) sisältää kaikki muut komponentit, joita AC-komponentti ei sisällä. DC-komponenttiin vaikuttavat biologiset ominaisuudet ja ulkoiset tekijät, kuten kudskoostumus ja mittauskohdan perusveren tilavuus sekä ympäristön valo ja mittauslaite. [17] [19] [20]



**Kuva 4:** PPG-signaalin aaltomuoto ja siihen vaikuttavia tekijöitä [19].

Kuvasta 4 nähdään, että absorboituvan valon määrä on verrannollinen PPG-signaalin aaltomuotoon nähden.

## 2.4 Pulssiaaltoparametrit

Pulssiaaltoanalyysin avulla voidaan määrittää useita parametrejä, joiden avulla voidaan kuvata yksilön terveydentilaa. Etenkin sydän- ja verisuonitautien varhainen havaitseminen on pulssiaaltoanalyysin etuja. Yksi tärkeimmistä verisuoniston kunnosta kertovista parametreistä on valtimojäykkyys. [24] Valtimojäykkyys viittaa valtimoiden kykyyn laajentua ja supistua sydämen sykkeen tahdissa. Mitä jäykempiä valtimot ovat, sen huonommin ne laajenevat ja supistuvat. Tämä johtaa esimerkiksi korkeaan verenpaineeseen. [25]

Parhaana verisuonten jäykkyyttä kuvaavana terminä pidetään pulssiaallon etenemisnopeutta (pulse wave velocity, PWV), joka on nopeus, jolla pulssiaalto kulkee valtimossa. Koska jäykät valtimot eivät laajene ja supistu hyvin, etenee pulssiaalto niissä nopeammin. Valtimoiden elastisuuden ja PWV:n välistä suhdetta voidaan kuvata Moens-Kortewegin yhtälöllä

$$PWV = \sqrt{\frac{Ea}{\rho d}}, \quad (6)$$

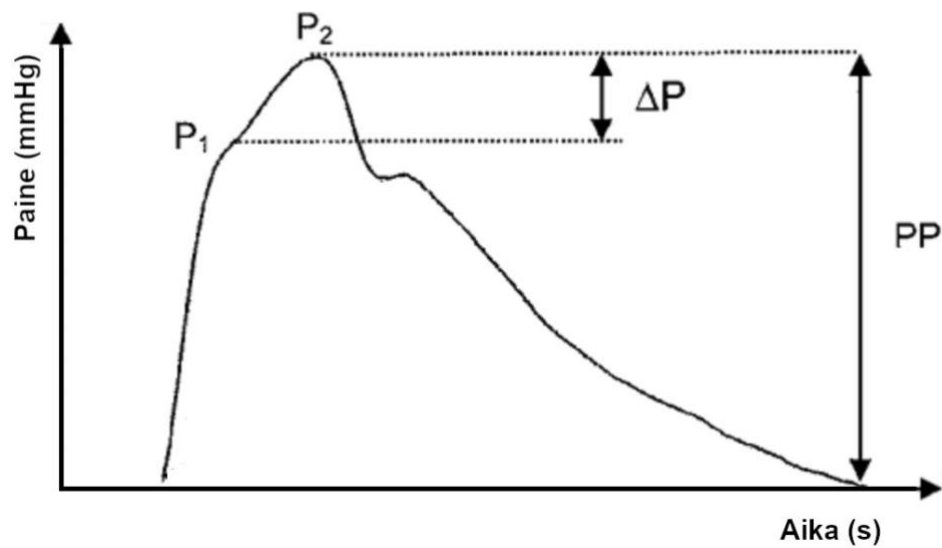
missä  $E$  on valtimon seinämän Youngin moduuli,  $a$  valtimon seinämän paksuus ja  $d$  valtimon sisäinen halkaisija,  $\rho$  on veren tiheys. [26] Kaavaa 6 voidaan käyttää mallina, sillä se sisältää oletuksen suorasta homogeenisestä putkesta, jolloin sen  $a$  ja  $E$  ovat vakioita. Vaikka verisuonet eivät täytä tätä oletusta, voidaan sitä käyttää tilannetta kuvaavana mallina. Kaavasta nähdään, että kappaleen jäykistyessä eli  $E$ :n kasvaessa PWV kasvaa, joten valtimoiden jäykkyys ilmenee suurempana pulssiaallon etenemisnopeutena.

PWV:n suuruuteen vaikuttaa myös esimerkiksi sukupuoli, ikä, verenpaine sekä geneettiset tekijät [27] [28]. Koska PWV on hyvin monen tekijän summa, sitä ei voida määrittää pulssiaallon kuvaajan avulla.

Aorttapainepulssiaallon avulla voidaan määrittää augmentaatioindeksi (Augmentation index,  $AIx$ ), jota voidaan pitää systeemisen valtimojäykkyyden mittana.  $AIx$  voidaan johtaa aorttapaineen aaltomuodosta nousevassa aortassa. Laskennallisesti  $AIx$  voidaan määrittää kaavan (7) mukaan

$$AIx = \frac{\Delta P}{PP}, \quad (7)$$

jossa  $\Delta P$  on systolisten piikkien korkeusero ja  $PP$  aorttapaineaallon korkeus eli aortan pulssipaine. [29] Kuvassa 5 on esitetty  $AIx$ :n laskemiseen tarvittavat parametrit.

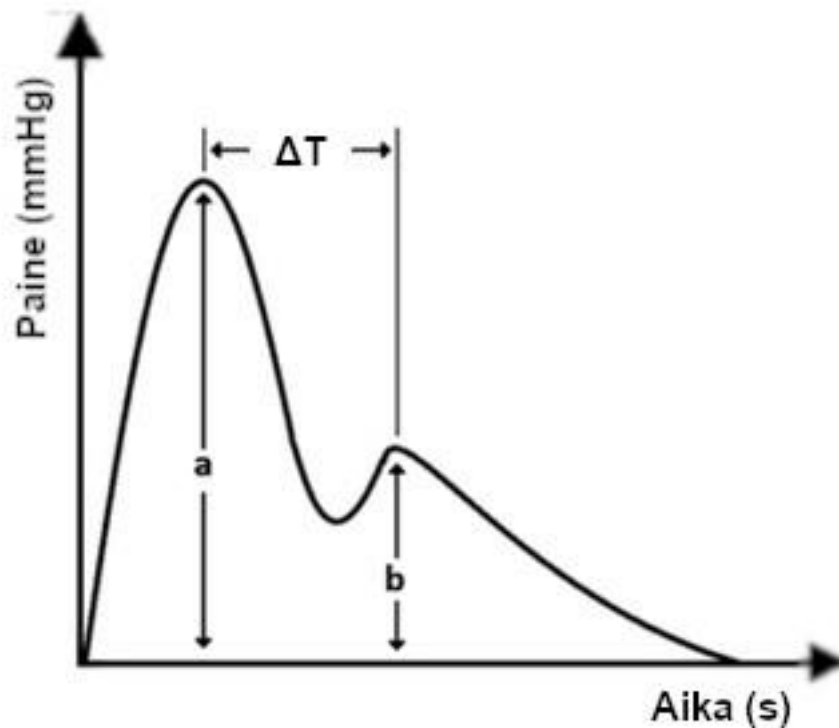


**Kuva 5:** Nousevan aortan paineen aaltomuoto, jossa on näkyvissä kaksi huippua  $P_1$  ja  $P_2$ . [Muokattu lähteestä 29]

Analysoimalla pulssiaaltoa voidaan myös määrittää valtimojäykkyydestä kertova heijastusindeksi (engl. reflection index, RI). RI perustuu valtimon kapenevasta kohdasta takaisin heijastuvan paineaallon prosentiosuuteen. Verenkierrrossa tämä ilmenee esimerkiksi valtimon haarautumiskohdasta takaisin heijastuvan osuuden mittaamiseen. RI arvo kertoo siis etenkin pienten valtimoiden kunnosta. Matemaattisesti RI:n laskentakaava voidaan esittää muodossa

$$RI = \frac{b}{a}, \quad (8)$$

jossa  $a$  on systolisen piikin korkeus ja  $b$  diastolisen piikin korkeus. (ks. kuva 6) [30]



**Kuva 6:** Pulssiaaltokuvaaja, johon on merkitty systolinen piikki *a* ja diastolinen piikki *b* sekä näiden välinen ero. [Muokattu lähteestä 31]

Verisuonten jäykistymistä voidaan kuvata myös jäykkyysindeksin (engl. stiffness index, SI) avulla. Valtimoiden jäykistyminen vaikuttaa nopeuteen, jolla pulssi etenee kehon läpi. Heijastuneen aallon eli diastolisen komponentin ajoitus suhteessa suoraan etenevään aaltoon eli systoliseen komponenttiin riippuu suoraan valtimoiden tilasta. Mitä nopeammin heijastuva aalto palaa sydämeen sitä jäykempiä valtimot ovat. [30]

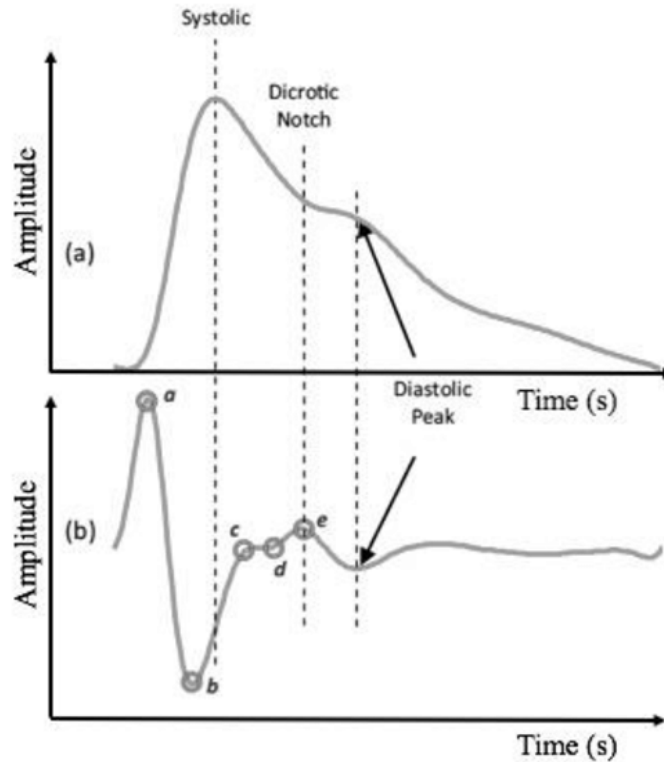
Usein valtimopuuston pituus on yhteydessä henkilön pituuteen. Tämän oletuksen avulla SI voidaan laskea kaavan

$$SI = \frac{h}{\Delta T_{DVP}} \quad (9)$$

mukaan, missä  $h$  on henkilön pituus ja  $\Delta T_{DVP}$  on systolisesta huipusta diastoliseen huippuun kuluva aika. [30]

PPG:n aaltomuodonanalyysillä voidaan myös selvittää tietoa sydämen ja verisuoniston kunnosta. PPG:n AC-komponentti on synkroninen sykkeen kanssa ja on riippuvainen sykkivän paineen sekä veren tilavuuden muutoksista. Koska AC-signaalin aaltomuoto muuttuu iän myötä aaltomaisesta muodosta kolmion muotoiseksi signaaliksi, voidaan verisuonten jäykistymistä pitää yhtenä selvänä ikääntymisen merkinä. [32]

PPG-signaalin toinen derivaatta (engl. second derivate of the PPG, SDPPG) sisältää neljä systolista huippua (*a*-, *b*-, *c*- ja *d*-aallot) ja yhden diastolisen huipun (*e*-huippu) [33]. Kuvassa 7 on esitetty PPG-signaalin aaltomuoto ja SDPPG-signaalin aaltomuoto.



**Kuva 7:** PPG-aalto ja sitä vastaava toinen derivaatta [34].

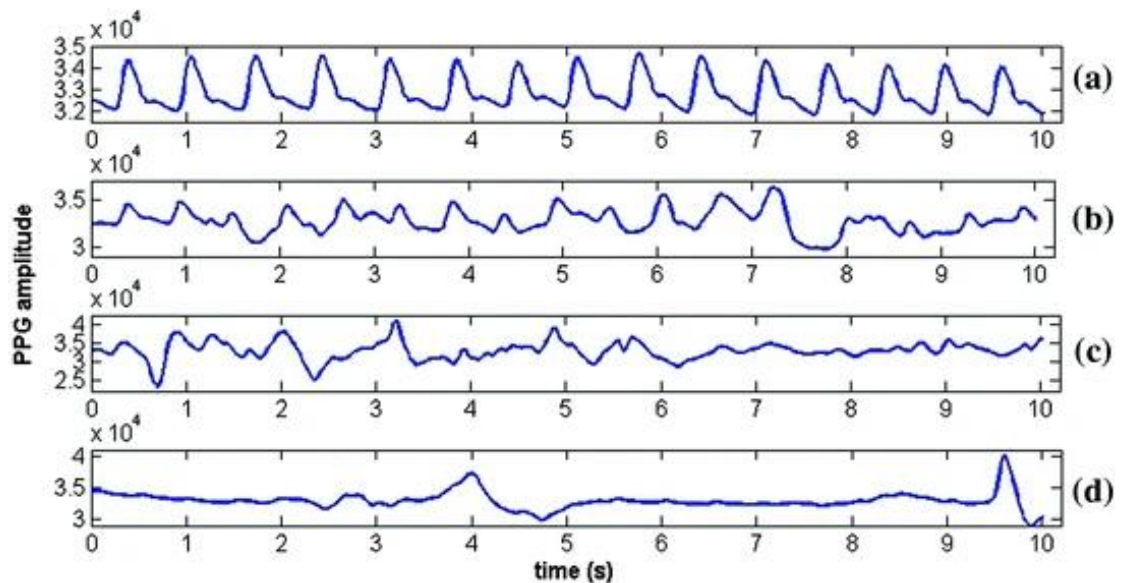
SDPPG:n synonyyminä käytetään myös kiihtyvyysofotopletysmogrammia (engl. acceleration photoplethysmogram, APG). APG:n aaltomuodon huippujen ja erityisesti *c*- ja *a*-piikkien välisen suhteen avulla voidaan määrittää valtimoiden jäykkyyttä ja verisuoniston ikää. Huippujen välisten suhteiden avulla voidaan määrittää myös ikääntymisindeksi (engl. aging index, AGI), joka kuvaa verisuoniston ikää. AGI voidaan esittää kaavamuodossa APG:n aaltomuodon huippujen avulla

$$AGI = \frac{b - c - d - e}{a}, \quad (10)$$

jossa muuttujat *a*-*e* vastaavat kuvaan 7 merkittyjä huippujen korkeuksia. [35]

### 3. HÄIRIÖISYYDEN VÄHENTÄMISMENETELMÄT

Fysiologisena signaalina valtimopulssiaalto on hyvin häiriöinen ja likimain jaksollinen. Jotta signaalin aaltomuotoanalyysiä voidaan suorittaa, on usein tarpeellista parantaa analysoitavan signaalin signaali-kohinasuhdetta (engl. signal-to-noise ratio, SNR) eli tyypillisesti signaalin ja kohinan tehollisarvojen suhdetta. Kuvassa 8 on esitetty häiriötön PPG-signaali sekä signaaleja, joihin on kytkeytynyt häiriötä.



**Kuva 8:** a. Puhdas PPG-signaali b. Kohinainen PPG-signaali, jossa tunnistettavat huiput c. ja d. Hyvin kohinaiset signaalit, joita ei voida käyttää analyysissä. [36]

Kuvasta 8 nähdään, että signaalin muuttuessa kohinaisemmaksi, pulssiaallon muoto vääristyy tai katoaa kokonaan.

PPG-signaalit ovat yleensä epälineaarisia ja epästationäärisiä. Stationäärinen signaali omaa vakiona pysyvät tilastolliset ominaisuudet, kuten varianssi ja keskiarvo. Epästationäärisen signaalin tilastolliset ominaisuudet vaihtelevat ajan mukaan. Epälineaarisuudella puolestaan tarkoitetaan signaalin ominaisuutta, jossa ulkoinen ärsyke ei suoraan aiheuta tietyn suuruista muutosta. Nämä signaalin ominaisuudet vähentävät käytettävissä olevien menetelmien määrää, sillä ominaisuudet tekevät signaalista ennalta-arvaamattoman.

Häiriöisyyttä PPG signaaliin voi aiheuttaa moni tekijä. Sähköverkko aiheuttaa mittauksiin 50 Hz:n taajuudella esiintyvää häiriötä, joka johtuu mittauslaitteiston ympäristössä esiintyvistä sähkömagneettisista kentistä, joka on etenkin verkkovirrassa oleville laitteille tyypillinen ilmiö. Myös liikeartefaktit voivat aiheuttaa signaaliin häiriötä. Ne johtuvat

pääasiassa huonosta kosketuksesta mittauskohteen ja anturin välillä. Lisäksi kohteen liikkeet ja värinä lisäävät liikeartefaktien määrää. [37]

Matala-amplitudinen PPG-signaali voi johtua automaattisen vahvistuksen säädön virheellisestä toiminnasta, jota ilmenee etenkin kliinisessä käytössä olevilla mittauslaitteilla. Tällöin mittalaite pyrkii automaattisesti säätämään vahvistusta, joka on riippuvainen tulosignaalin amplitudista. Lisäksi verenkiertoelimistön heikentynyt kunto voi aiheuttaa matala-amplitudista PPG-signaalia. PPG-signaalin tarkkuuteen vaikuttavat myös epäsäännölliset sydämenlyönnit, sillä puuttuvat tai ennenaikaiset lyönnit aiheuttavat häiriöitä ja virheitä signaaliin, mikä johtaa epätarkkoihin tuloksiin. [37]

Myös perusviivavaihtelu (engl. baseline wander, BW) kuuluu matalataajuuksiseen kohinaan. BW on näkyvin häiriö ja se ilmenee PPG-signaalin hitaana vaihteluna. Tämä perustason vaihtelu johtuu monista tekijöistä, kuten lämpötilan vaihtelusta, hengitysliikkeistä sekä elektrodi-iho rajapinnan huonosta kontaktista. [37]

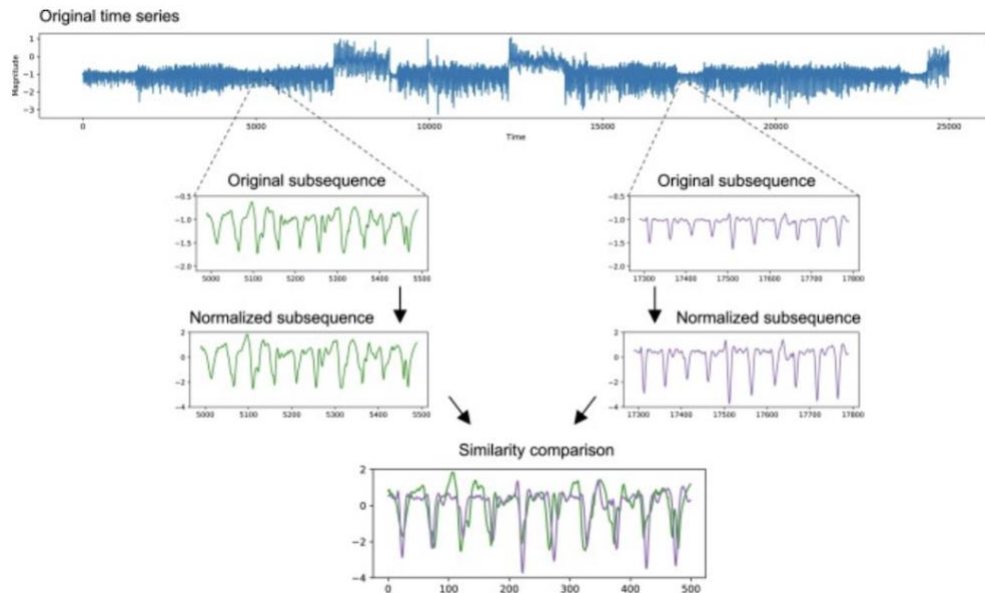
Näitä häiriötekijöitä voidaan poistaa signaalista perinteisin suodatusmenetelmin tai kehittyneempien menetelmien avulla, jotka kykenevät usein poistamaan tai vähentämään useampaa eri häiriöelementtiä. Tässä työssä keskitytään seuraaviin häiriöisyyden vähentämismenetelmiin. Keskiarvotukseen perustuvia menetelmiä voidaan käyttää signaalin aikaskaalan normalisointiin. Rekonstruointiin perustuvia menetelmiä käytetään signaalin uudelleen muodostamiseen ilman häiriöitä. Kehittyneet suodatusmenetelmät ovat keskittyneet useiden eri häiriömekanismien poistamiseen.

### 3.1 Keskiarvotukseen perustuvat menetelmät

Eräs menetelmä SNR:n parantamiseksi on toistuvien, likimain jaksollisten valtimopulssiaaltojen keskiarvotus. SNR kuvaa hyöty- ja kohinasignaalien välistä tehosuhdetta, ja se esitetään usein desibeleinä. Keskiarvotuksen avulla pyritään säilyttämään toistuva mittausignaali, josta on poistettu kohinaa sisältävä komponentti. Sen lisäksi voidaan poistaa melkein jaksollisen hyötysignaalin todellisissa arvoissa tapahtuvaa satunnaista vaihtelua. Keskiarvotuksen avulla SNR:n arvoa voidaan parantaa  $\sqrt{N}$ -kertaiseksi, jos lasketaan keskiarvo  $N$ :n näytteen ylitse. [38]

Signaalin keskiarvottaminen voi kuitenkin olla ongelmallista, sillä pulssiaaltojen jaksonpituudet ovat eri mittaisia. Jotta voidaan suorittaa signaalianalyysin samankaltaisuusvertailua, tulee käsiteltävä aikasarja ensin normalisoida. Normalisoinnissa signaalin sisältämä tieto skaalataan uudelleen samalle alueelle muuttamatta tietoa kuvaavia ominaisuuksia, jotta keskenään eri mittaiset jaksonajat vastaisivat paremmin toisiaan. [39] Normalisointia voidaan tehdä sekä  $x$ - että  $y$ -

suunnassa. Normalisointiin käytettyä menetelmää valittaessa tulee huomioida, että signaali ei vääristy. Kuvassa 9 on esitetty esimerkki tilanne, jossa normalisointia on suoritettu molemmissa suunnissa. Kuvassa on esitetty alkuperäinen aikasarja, josta on suurennettu näkyviin osa sekvenssistä sekä tämän sekvenssin normalisoitu muoto. Lopuksi kahta eri sekvenssiä on vertailtu keskenään.



**Kuva 9:** Aikasarjan normalisoinnin vaikutus alkuperäiseen signaaliin nähden. [39]

Kuvan 9 perusteella voidaan sanoa, että normalisointi parantaa huomattavasti mahdollisuutta kahden sekvenssin väliseen vertailuun. Voidaan myös huomata, että normalisoinnin avulla signaalien jaksonajat on onnistuttu saamaan samansuuruisiksi, mikä osaltaan parantaa vertailtavuutta.

Normalisointimenetelmiä on esitetty kirjallisuudessa useita, mutta yksikään näistä ei sovellu kaikkiin tilanteisiin. Käytettävän menetelmän valinnassa voivat auttaa ratkaistavan ongelman ominaispiirteet, sekä koneoppimismallien vaatimukset ja oletukset. [39] Seuraavat menetelmät keskittyvät erityisesti signaalin aikaskaalan normalisoimiseen.

### 3.1.1 Lineaarinen uudelleennäytteistäminen

Manuaalinen signaalin aikaskaalan muokkaus voidaan tehdä esimerkiksi muokkaamalla jaksonaikoja. Eräs tällainen menetelmä on lineaarisen uudelleennäytteistämisen menetelmä (engl. linear resampling signal quality index, LR-SQI), jossa signaali jaetaan yksittäisiin jaksonaikoihin, joissa jokaisen aikana tapahtuu yksi sydämen sykli. Jokainen sykli valitaan kahden vertailumerkin väliltä ja verrataan sitä valittuun malliin. Jos

jaksonajan pituus on lyhyempi kuin mallilla, venytetään signaalia. Vastaavasti jaksonajan ollessa pidempi kuin mallissa, puristetaan signaalia kasaan. Tämä menetelmä pyrkii säilyttämään mahdollisimman paljon alkuperäisen signaalin ominaisuuksia ja informaatiota. LR-SQI on yksi signaalin laatuindeksöinnin (engl. signal quality index, SQI) tekijöistä, jonka avulla voidaan parantaa signaalin käytettävyyttä. [40]

LR-SQI:tä vastaavana menetelmänä voidaan pitää signaalin segmentointia. Segmentoinnissa signaalit jaetaan osiin esimerkiksi jaksonaikojen mukaisesti, ja jokaista segmenttiä käsitellään omana erillisenä kokonaisuutenaan. Jokainen segmentti voidaan käsitellä manuaalisesti mallisignaalin mukaiseksi joko venyttämällä tai supistamalla signaalia. Lisäksi signaalista voidaan poistaa huonolaatuiset jaksot. Lopulta muokatut ja säilytetyt segmentit yhdistetään uudelleen yhdeksi signaaliksi. Segmentointia voidaan käyttää myös esikäsitelyyn, jonka jälkeen jokainen segmentti käsitellään automatisoiduilla metodeilla. [41, luku 2]

LR-SQI:tä ja segmentointia voidaan pitää käyttämiensä menetelmien perusteella synonyymeinä, mutta niiden tavoitteet ja lopulliset käyttötarkoitukset eroavat toisistaan. SQI on ensisijaisesti signaalin laadun arviointiin käytetty matemaattinentyökalu, jonka yhden osa-alueen LR-SQI:n avulla voidaan muokata signaalia segmentointia vastaavalla tavalla [40]. Segmentointia puolestaan käytetään signaalin jakamiseksi osiin ja aikaskaalauksen muuttamiseen [42].

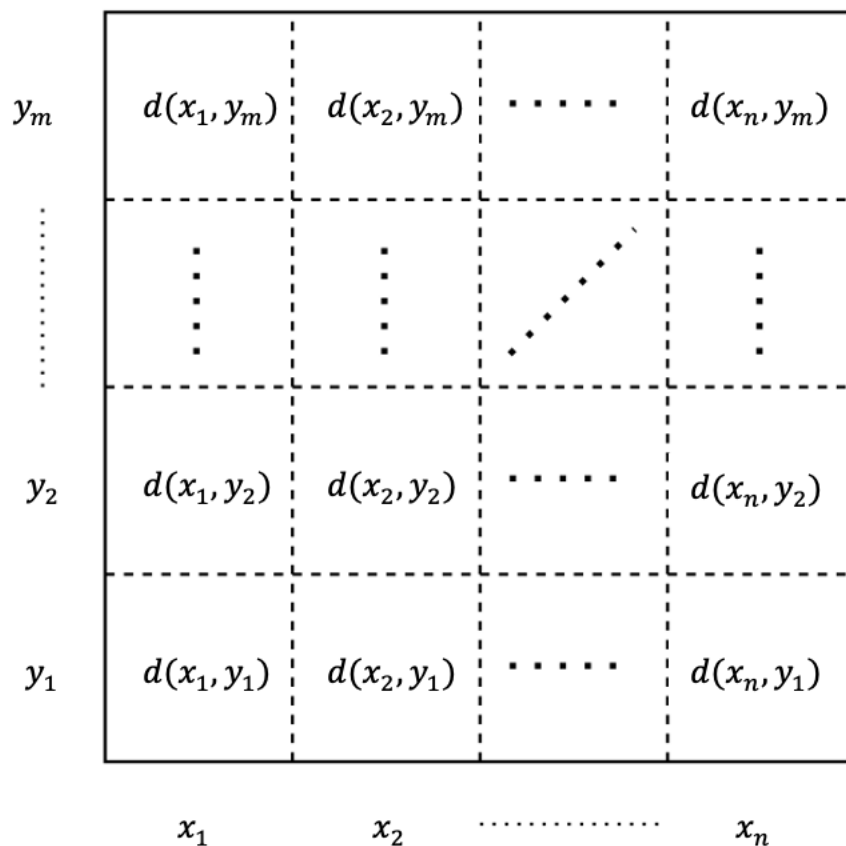
Manuaalisia menetelmiä ei juurikaan käytetä, sillä kehittyneet sovellukset tekevät työn tehokkaammin. Signaalin manuaalinen prosessointi on hidasta, koska PPG-signaalit sisältävät usein paljon dataa, ja jokainen aikajakso tarkastellaan ja muokataan käsin. Koska ihminen tekee työn manuaalisesti, on menetelmä altis inhimillisille virheille. Lisäksi näillä menetelmillä saavutetaan vain rajoitettu tarkkuus, sillä koneelliset menetelmät voivat verrata yksittäistä jaksoa suurempaan joukkoon mallisignaaleja kuin mihin ihminen pystyy. Manuaaliset menetelmät ovat hyviä, jos käsiteltävänä on vain pieni määrä dataa ja kyseessä on erikoistapaus, jossa tarvitsee huomioida useita eri tekijöitä.

Aikaskaalan normalisointi voidaan suorittaa myös koneellisesti automatisoidun pulssiaallon tunnistuksen avulla. Ongelmaksi muodostuu enemmänkin se, että aikaskaalan lineaarinen venytys voi aiheuttaa esimerkiksi eri mittaisia sydämenlyöntejä kuvaavien pulssiaaltojen systoliset ja diastoliset piikit tai dikroottiset lovet (engl. dicrotic notch) eivät osu kohdakkain.

### 3.1.2 Dynaamisen aikavääristymän menetelmä

Dynaamisen aikavääristymän menetelmä (engl. dynamic time warping, DTW) perustuu kahden sarjan sovittamiseen venyttämällä ja supistamalla sen osasarjoja, jotta näiden välinen korkeusero saadaan minimoitua. DTW laskee optimaalisen kohdistuksen kahden aikasarjan havaintojen välille tietyssä havaintoikkunassa. Kun on annettu kaksi pituudeltaan toisistaan poikkeavaa aikasarjaa  $X = \{x_1, x_2, x_i, \dots, x_n\}$  ja  $Y = \{y_1, y_2, y_j, \dots, y_m\}$ , jossa  $n$  ja  $m$  ovat lukujonojen  $X$  ja  $Y$  pituudet sekä  $i$  ja  $j$  ovat kohdat sarjoissa  $X$  ja  $Y$ . [39]

Kahden sekvenssin kohdistamiseksi DTW:n avulla muodostetaan  $n \times m$  - etäisyysmatriisi  $D$ , jossa matriisin elementti  $(i, j)$  sisältää kahden pisteen  $x_i$  ja  $y_j$  välisen etäisyyden  $d(x_i, y_j)$ . Jokainen matriisin elementti  $(i, j)$  vastaa kyseisten pisteiden välistä kohdakkaisuutta. Kuvassa 10 on esitetty tuloksena saatava etäisyysmatriisi. DTW pyrkii löytämään optimaalisimman polun origosta pisteeseen  $(n, m)$  ja minimoimaan kumulatiivisen etäisyyden polusta. [40]

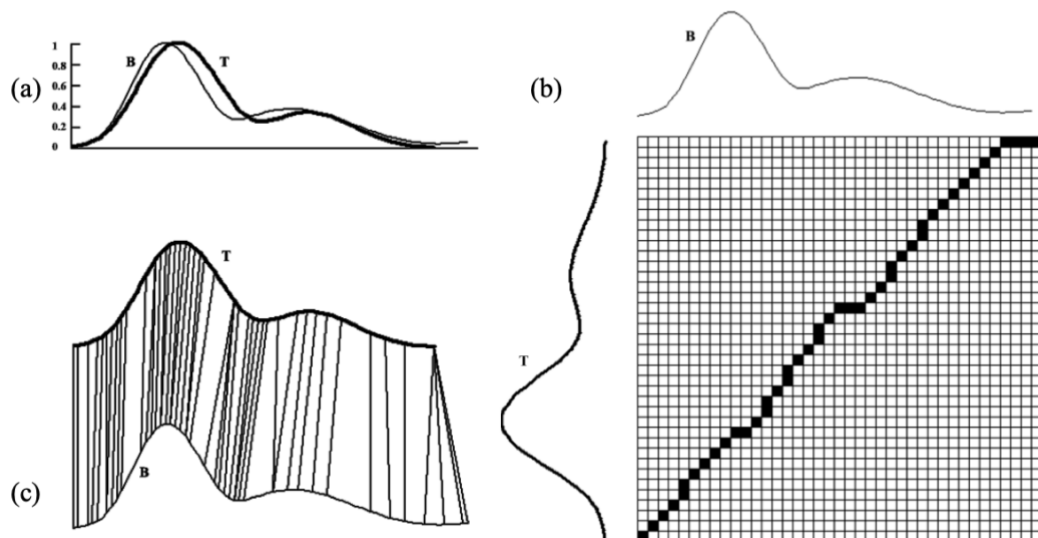


**Kuva 10:** Etäisyysmatriisi  $D$  sekvensseille  $X$  ja  $Y$ . [40]

Määrittelemällä sarjan  $X$  PPG:n malli signaaliksi ja sarjan  $Y$  tarkasteltavaksi PPG signaaliksi muutetaan ensin molemmat signaalit lyhyiksi viivoiksi käyttämällä paloittain lineaarista approksimaatioalgoritmia (engl. Piecewise linear approximation, PLA). Seuraavaksi kunkin lyhyen viivaparin välinen etäisyys ( $d(x_i, y_j)$ ) määritellään kunkin lyhyen viivan kaltevuuden absoluuttisena erona. Kumulatiivinen etäisyys viivojen  $i$  ja  $j$  välillä,  $c_{i,j}$ , määritellään

$$c_{i,j} = \min \begin{cases} c_{i-1,j} + d(x_i, y_j)l(x_i) \\ c_{i-1,j-1} + d(x_i, y_j)(l(x_i) + l(y_j)), \\ c_{i,j-1} + d(x_i, y_j)l(y_j) \end{cases} \quad (11)$$

missä  $l(x_i)$  ja  $l(y_j)$  ovat viivojen kestot aikasarjassa. Optimaalisin polku voidaan saavuttaa valitsemalla pienimmän kumulatiivisen etäisyyden omaava reitti. Kuvassa 11 on esitetty esimerkki PPG-mallista ja lyöntisekvensseistä, optimaalisesta polusta ja tuloksena saatavasta kohdistuksesta. [40]



**Kuva 11:** Esimerkki DTW menetelmästä. (a) PPG-malli ( $T$  – lihavoitu viiva) ja vertailtava PPG ( $B$  – ohuempi viiva). (b)  $T$ :n ja  $B$ :n kohdistamiseksi muodostettu vääntymämatriisi, johon on esitetty optimaalisin reitti tummennettujen neliöiden avulla. (c) Tuloksena saatava kohdistuskuvaaja. [40]

Tutkimuksissa on havaittu, että DTW toimii huonosti tilanteissa, joissa ilmenee useita signaaleita saman aikaisesti eri taajuuksilla. Biosignaaleita mitataan usein tällaisin koejärjestelyin. [43] Esimerkiksi elektroenkefalografia (engl. Electroencephalography, EEG) on yksi tällä tavoin käyttäytyvä biosignaali, sillä se sisältää useita eri taajuuksilla

esiintyviä signaaleja saman aikaisesti. PPG-signaalin tapauksessa voidaan mitata vain yhtä signaalia kerrallaan, jolloin tätä ongelmaa ei ilmene. PPG-signaalien ongelmaksi koituu suuren datamäärän prosessointi, sillä DTW menetelmän nopeus riippuu suoraan käsiteltävän datan määrästä [44].

Tutkimuksissa DTW-menetelmää ja sen johdannaismenetelmiä on käytetty erityisesti reaaliaikaisen valtimoverenpaineen vertaamiseen vertailuverenpaineikäyrien kanssa [45], [46]. Koska jatkuva-aikaisia ei-invasiivisiä menetelmiä on vielä verrattain vähän kliinisessä käytössä, voivat uudet kehittyneet menetelmät kuten DTW nousta merkittäväksi tekijäksi pienentämään laitteiden kokoa, laskemaan hintaa sekä laajentamaan käyttöä [45]. Esimerkiksi DTW:n avulla voitaisiin mahdollistaa mansetittoman PPG-pohjaisen jatkuva-aikaisen verenpaineen mittauksen tai parantaa sen suorituskykyä. Tällaiseen perustuva mittalaite olisi pienempi ja huomaamattomampi sekä vähemmän käyttäjää häiritsevä vaihtoehto perinteiseen mansettiin perustuvaan mittaukseen verrattuna.

Pielmuş et al. [46] havaitsivat, että DTW-menetelmä vaikuttaa lupaavalta reaaliaikaisen signaalin vertaamisessa, mutta vaatii vielä kehittämistä paremman tarkkuuden saavuttamiseksi. Tämä huomio on tehty erityisesti sellaisissa tilanteissa, joissa käsitellään ajan ja amplitudin vääntymismenetelmää, sillä PPG-signaali vaihtelee myös amplitudiltaan. [45]

Ukil et al. [47] käyttivät tutkimuksessaan DTW-menetelmää häiriöisen ja muusta signaalista poikkeavan kohdan löytämiseen. Tämä tehtiin vertaamalla segmentoitua häiriöistä PPG-signaalia puhtaaseen signaaliin. Kun poikkeavat segmentit löydettiin, ne poistettiin ja jäljelle jäänyttä signaalia voitiin käyttää kliinisessä analyysissä.

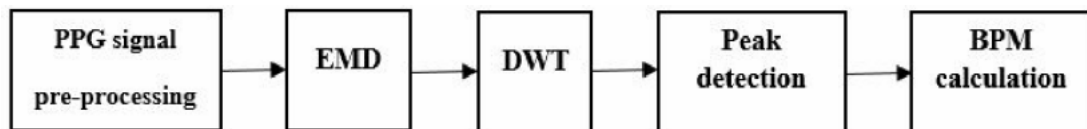
DTW-menetelmää on käytetty myös signaalin aikaskaalan normalisointiin. Li ja Clifford [40] esittivät tutkimuksessaan, että DTW menetelmän avulla voidaan venyttää jokainen sydämen lyönti vastaamaan mallia ja samalla parantaa signaalin laatua. Ominaisuudet syötettiin monikerroksiselle neuroverkolle, jolle opetettiin parametrien väliset suhteet hyvän ja huonolaatuisten pulssien läsnä ollessa. Tutkimus osoitti, että kyseinen algoritmi voidaan ottaa käyttöön erillisenä signaalin laadun arviointialgoritmina. [40]

### **3.2 Rekonstruointiin perustuvat menetelmät**

Häiriöisyyttä signaaliin voi aiheuttaa myös liikeartefaktit, jotka johtuvat yleensä raajojen liikkeistä. Liikeartefaktien vaikutusta voidaan vähentää signaalin rekonstruoinnilla. [48] Signaalin rekonstruoinnilla tarkoitetaan signaalin palauttamista alkuperäiseksi

häiriöttömäksi versioksi. Usein rekonstruointia varten tarvitaan jotain ennakkotietoa joko alkuperäisestä signaalista tai signaalia peittävästä kohinasta.

Tutkimukset ovat osoittaneet, että hyviin lopputuloksiin rekonstruoinnissa päästään, kun signaalia käsitellään ensin empiirisen moodihajotelman menetelmällä (engl. Empirical Mode Decomposition, EMD) ja tämän jälkeen käytetään diskreettiä aallokemuunnosta (engl. discrete wavelet transform, DWT). EMD perustuu signaalin aikasarjojen jakamiseen, kun DWT on tekniikka aikasarjojen vertailuun [37], [49] Menetelmiä voidaan kuitenkin käyttää myös yksistään. PPG-signaalin rekonstruointi voi tapahtua esimerkiksi kuvassa 12 esitetyn lohkokaaavion mukaisesti, jossa on käytetty edellä mainittua sekä EMD:hen että DWT:hen perustuvaa yhdistelmämenetelmää sydämen sykkeen selvittämiseksi.



**Kuva 12:** Esimerkki menetelmä PPG-signaalin selvittämiseksi rekonstruointiin perustuvilla menetelmillä. [49]

### 3.2.1 Empiirinen moodihajotelma

Empiirinen moodianalyysi on osa Hilbert-Huang muunnosta, joka on adaptiivinen aika-taajuusmenetelmä [50]. EMD on aikaskaalan normalisointiin käytettävä menetelmä, joka perustuu monimutkaisen datan hajottamiseen moodeiksi kutsutuiksi komponenteiksi. Datajoukon hajotus perustuu datan paikallisesti ominaiseen aika-asteikkoon, joten se soveltuu hyvin epälineaarille ja epästationäärisille signaaleille kuten PPG-signaaleille. [51]

EMD jakaa signaalin sen sisäisiksi tilafunktioiksi (engl. intrinsic mode functions, IMF), jotka kuvaavat datan värähtelytiloja. Funktio on IMF, jos se täyttää kaksi ehtoa:

1. Ääriarvojen (minimi tai maksimi) lukumäärä ja nollan ylitysten lukumäärän tulee olla yhtä suuria tai erota enintään yhdellä.
2. Maksimien määrittämän verhoikäyrän ja minimien määrittämän verhoikäyrän keskiarvon on oltava nolla kaikissa pisteissä.

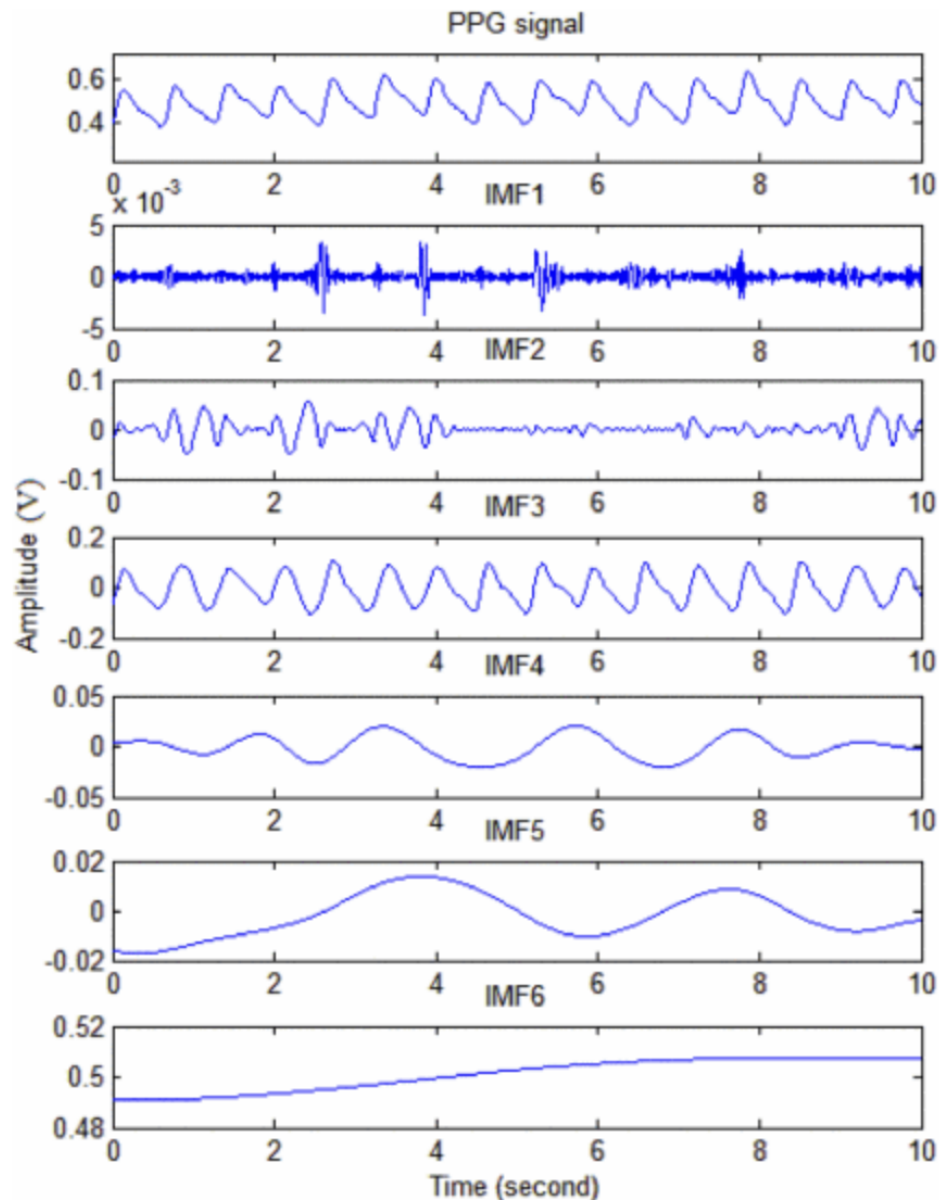
Käytännössä ehdot tarkoittavat, että jokaisen ääriarvon molemmilla puolilla on oltava nollakohta ja maksimien sekä minimien määrittelemien verhoikäyrien tulee olla aika-akselin suhteen symmetrisiä. Koska EMD on dataan perustuva empiirinen menetelmä, IMF:t voidaan ratkaista algoritmin avulla. Tätä algoritmia kutsutaan seulomiseksi ja se suoritetaan seuraavien vaiheiden mukaisesti: [52]

1. Määritetään signaalin  $x(t)$  paikalliset ääriarvot.
2. Alempi ja ylempi verhokäyrä määritetään interpoloimalla signaalia paikallisten maksimien ja minimien välillä.
3. Lasketaan saatujen verhokäyrien keskiarvo  $m_1(t)$  ja vähennetään se alkuperäisestä signaalista, jolloin saadaan seuraava seulontakomponentti  $h_1(t) = x(t) - m_1(t)$ .
4. Saatu seulontakomponentti tarkastetaan ja, jos se ei täytä IMF:n ehtoja seulonta jatkuu.
5. Seulontaa jatketaan, kunnes tuloksena on ensimmäinen IMF  $c_1(t)$ . Menettelyn nopeuttamiseksi voidaan käyttää pysäytyskriteerejä, esimerkiksi lieventämällä toista IMF-ehtoa.
6. Vähennetään ensimmäinen IMF alkuperäisestä signaalista, jolloin saadaan ensimmäinen jäännössignaali  $r_1(t) = x(t) - c_1(t)$ .

Tätä algoritmia toistetaan, kunnes jäännössignaali  $r_N(t)$  on maksimissaan kolme ääriarvoa. Tämä tarkoittaa, että kaikki IMF:t on erotettu alkuperäisestä signaalista. Havaittu alkuperäinen signaali  $x(t)$  voidaan ilmaista IMF:ien ja jäännössignaalin  $r_N(t)$  summana [52]

$$x(t) = \sum_{i=1}^N c_i(t) + r_N(t). \quad (12)$$

Usein EMD:tä käytetään signaalin hajottamiseen IMF:ksi, jonka jälkeen yksittäiset moodit on helpompi normalisoida erikseen. IMF funktioista voidaan valita parhaiten alkuperäistä signaalia vastaava, kuvan 13 tapauksessa PPG-signaali ja IMF3-signaalit vastaavat parhaiten toisiaan.



**Kuva 13:** Esimerkki PPG-signaali ja siitä EDM menetelmällä ratkaistut IMF-signaalit. [50]

Kuvassa 13 on esitetty esimerkki EMD:stä PPG-signaalille. Tutkimukset ovat osoittaneet, että ensimmäinen IMF sisältää parhaiten alkuperäistä signaalia vastaavan taajuussisällön. Usein muutamaa ensimmäistä IMF:ää lukuun ottamatta IMF-funktiot sisältävät tietoa alkuperäisen signaalin kohinasta. IMF-signaalien sisältöön vaikuttaa myös käytetyn ikkunan pituus, lyhyemmällä ikkunalla useampi IMF sisältää merkittävää tietoa ja vastaavasti pitkällä ikkunalla sisältö painottuu yksittäisiin IMF:iin. [49]

EMD menetelmä on täysin mukautuva tarkasteltavaan signaaliin, mitä voidaan pitää sekä menetelmän heikkoutena että vahvuutena. Sitä voidaan pitää menetelmän vahvuutena, koska menetelmä ei vaadi perusfunktioiden käyttöä, jotka vaikuttavat hajoamistuloksiin ja aiheuttavat tietynlaisen vääristymän jokaiselle hajoamistasolle.

Tämä voi osoittautua myös heikkoutena, sillä olennaisia hajoamisparametreja, kuten taajuusaluetta kullakin hajotustasolla tai sen paikallisia taajuussisältöjä on vaikea ennustaa ja hallita. Yksi näin ilmenevä haittapuoli on se, että joskus värähtelymoodi ei erotu kunnolla seulontaprosessissa. Tämä tarkoittaa sitä, että IMF sisältää osittaisia värähtelytiloja muilta IMF:iltä. Tätä ilmiötä kutsutaan moodisekoitukseksi. [52]

Moodisekoituksen minimoimiseksi on kehitetty EEMD-menetelmä (engl. ensemble empirical mode decomposition). EEMD:n perustuu siihen, että alkuperäisen signaalin kopioiden joukkoon lisätään eri tasoista valkoista kohinaa, ja jokainen ryhmän signaali käsitellään seulonta-algoritmillä. Tuloksena saaduista IMF:istä lasketaan keskiarvo, ja nämä keskiarvotetut IMF:t muodostavat EEMD:n lopullisen tuloksen. [52]

EMD:tä on käytetty poistamaan PPG-signaalista kohinaa. Chu et al. [53] käyttivät menetelmää, sillä se pystyy säilyttämään jokaisen sydämenlyönnin keskeiset piirteet ja tarjoamaan lisää tulokanavia heidän käyttämälleen TST-mallille (engl. time series transform), joka on aikasarjadataan käsittelyyn perustuva syväoppimismalli. Koska EMD tekee vain vähäisiä oletuksia aikasarjatiedoista ja käyttää sini- ja kosiniaaltoja monimutkaisempia aaltomuotoja, on sen ominaisuudet hyvät poistamaan kohinaa ja erottamaan piirteitä samalla säilyttäen raakasignaalien alkuperäisen dimension. [53]

Sun ja Jia [54] puolestaan käyttivät tutkimuksessaan EEMD-menetelmää ja aallokekynnyssuodatusta (engl. wavelet threshold filter) tavoitteenaan saada kohinaton signaali heijastamaan enemmän hyödyllistä tietoa kuin häiriötä. Yleisesti haasteena on, että häiriön ollessa merkittävää, EEMD-menetelmä voi johtaa kohinaisten IMF:n virhearviointiin. Tutkimuksessa kuitenkin osoitettiin, että virhearviointit voidaan välttää käyttämällä lisäksi aallokemuunnosta. Menetelmiä käyttämällä saatiin alkuperäisistä PPG-signaaleista poistettua valkoista kohinaa sekä perusviivan vaeltamista, jolloin saavutettu signaalin kohinanvaimennusvaikutus oli hyvä. [54]

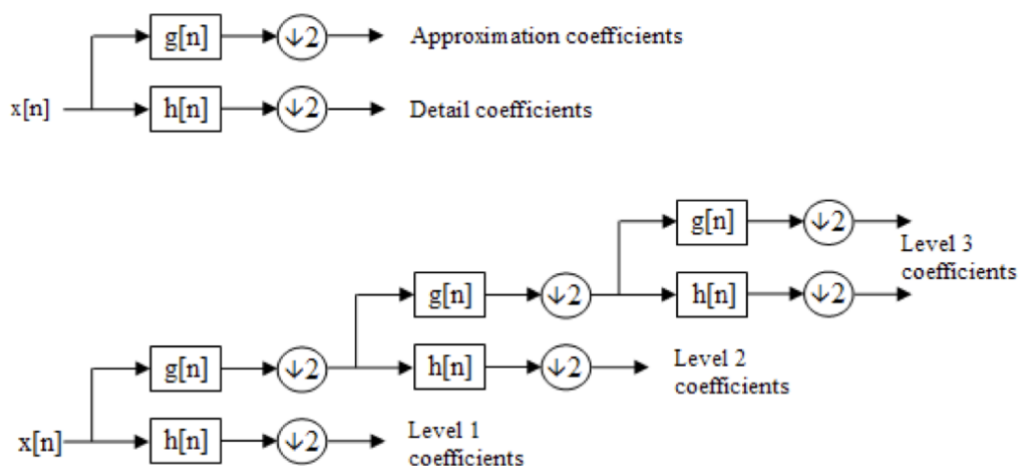
### 3.2.2 Aallokemuunnos

Aallokemuunnos (engl. Wavelet transform, WT) on epästationääristen signaalien käsittelyyn suunniteltu menetelmä, jonka vuoksi se on fysiologisten signaalien yhteydessä käyttökelpoisempi kuin nopea Fourier-muunnos [49]. WT perustuu aikatazon signaalin esittämiseen yksinkertaisten aallokkeiden avulla. Nämä aallokkeet muodostavat funktioperheen, joka on johdettu yhdestä generoivasta funktiosta translaatio- ja skaalausoperaatioiden avulla. Tätä generoivaa funktiota kutsutaan emoaallokkeeksi (engl. mother wavelet). [55] Aallokkeet ovat laaja kirjasto erilaisia matemaattisia rakenteita, jotka skaalaustekijää käyttäen approksimoivat signaalia

parantamaan taajuus- tai aikaresoluutiota verrattuna STFT-menetelmään (engl. short-time Fourier transform) [56].

Aallokemuunnos voidaan jakaa jatkuvaan ja diskreettiin menetelmään. Jatkuva aallokemuunnos perustuu signaalin analysointiin jatkuvassa ajassa. Tämä tarkoittaa, että signaali on jatkuvaa ja aikatason resoluutio on ääretön, jolloin signaalia voidaan analysoida millä tahansa ajan hetkellä. Diskreetti aallokemuunnos puolestaan analysoi signaalia diskreeteillä ajan hetkillä, jolloin signaali on näytteistetty ja aikatason resoluutio on äärellinen. [57]

Diskreetti aallokemuunnos on käytetympi PPG-signaalin tapauksessa, sillä se vähentää nopeutensa ansiosta signaalista kohinaa ja artefakteja voimakkaammin verrattuna jatkuvaan aallokemuunnokseen. [49] DWT vertaa tai suodattaa vastaanotetun signaalin käyttäen ali- ja ylipäästösuotimia. Tulokset jakautuvat alipäästösuodatuksen tuloksena saataviin approksimaatiokertoimiin ja ylipäästösuodatuksen tuloksena saataviin detaljikertoimiin. DWT voidaan esittää kuvassa 14 esiintyvän lohkokaaavion avulla.



**Kuva 14:** Lohkokaavio DWT-menetelmän toimintaperiaatteesta. [58]

DWT:ssä alipäästö- ja ylipäästösuodatinfunktiot  $g(n)$  ja  $h(n)$  ovat yksikäsitteisiä aallokkeita eli ne ovat selkeästi määriteltyjä. Suodattimet tunnetaan myös aalokesuodattimina ja skaalaus-suodattimina. Kuvan 14 mukaisesti tulosignaali voidaan hajottaa osiin peräkkäisten operaatioiden mukaan paremman esityksen aikaansaamiseksi. Jokaisen hajoamistason jälkeen kyseisestä suodattimesta lähtevä signaali desimoidaan. [59]

DWT:n etuna on, että se muokkaa signaalia samanaikaisesti sekä taajuus- että aika-asteikoilla [56]. DWT analysoi signaalin eri resoluutioilla jakamalla signaalin useiksi

peräkkäisiksi taajuuskaistoiksi. DWT käyttää kahta funktiosarjaa  $\varphi(t)$  ja  $\psi(t)$ , jotka kumpikin liittyvät alipäästö- ja ylipäästösuodattimiin. Näillä funktioilla on ominaisuus, että ne voidaan saada itse skaalausfunktion skaalatun ja siirretyn version painotettuna summana:

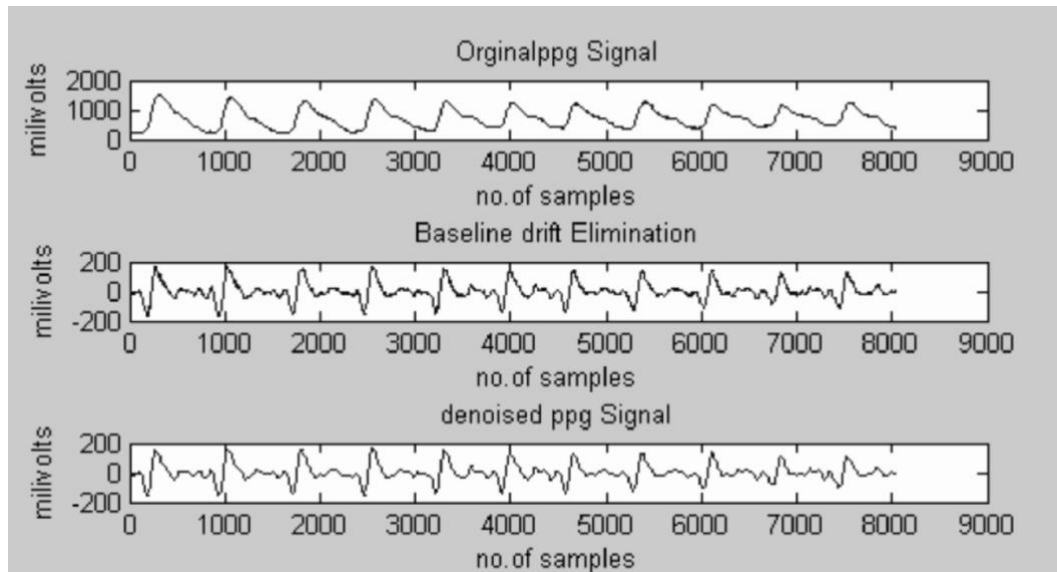
$$\varphi(t) = \sum_n h[n]\varphi(2t - n) \quad (13)$$

$$\psi(t) = \sum_n g[n]\varphi(2t - n), \quad (14)$$

missä  $g(n)$  ja  $h(n)$  ovat alipäästö- ja ylipäästösuodatinfunktiot. [60]

Kuvassa 14 esiintyvien skaalaus- ja aallokesuodinten tuloksena saadaan funktiot (13) ja (14). Funktio  $\varphi(t)$  tunnetaan skaalausfunktiona, jota käytetään matalataajuuskomponentin erottamiseen alkuperäisestä funktiosta. Funktio sisältää tiedon signaalin yleisestä muodosta ja hitaasti vaihtelevista piirteistä. Skaalausfunktion avulla voidaan muodostaa aikaskaala. Funktiota  $\psi(t)$  kutsutaan aallokefunktioiksi, jonka avulla voidaan erottaa korkeataajuuskomponentit alkuperäisestä signaalista. Funktio sisältää tiedon alkuperäisen signaalin yksityiskohdista. Aallokefunktiot mahdollistavat signaalin analysoinnin eri taajuuskaistoilla. Yhdessä funktiot muodostavat kokonaisuuden, jonka avulla voidaan analysoida ja käsitellä sen taajuuskomponentteja. [61, luku 8]

Approksimaatiokertoimien avulla voidaan rekonstruoida kohinaton ja perusviivakorjattu PPG-signaali. Ennalta määrätyn kynnyksarvon perusteella suoritetaan signaalin rekonstruointi. Kynnyksarvoa pienemmät arvot johtuvat pääsääntöisesti kohinasta ja ne korvataan nolllalla, vastaavasti kynnyksarvoa suuremmat arvot ovat alkuperäistä dataa ja tiedot säilytetään. [60] Kuvassa 15 on esitetty alkuperäinen PPG-signaali, PPG-signaali, jonka aikasarja on normalisoitu sekä signaali, josta on tämän lisäksi suodatettu kohina.



**Kuva 15:** Aallokemuunnoksen aikaansaamat muutokset PPG-signaaliin. Esitettyinä alkuperäinen PPG-signaali, aikasarja muokattu signaali sekä kohinaton signaali. [60]

Aallokkeisiin perustuva signaalinkäsittely mahdollistaa aikaskaala-analyysin ominaisuuksien hyödyntämisen. Kuvan 15 perusteella voidaan sanoa, että WT:n avulla saadaan muokattua sekä signaalin aikasarjaa että parannettua signaalin SNR-arvoa.

Haasteena aallokemuunnoksissa on yleisesti sopivan aallokekannan löytäminen. Kirjallisuudessa on tutkittu optimaalisen aallokepohjan valintamenetelmiä, mutta Guo et al. [62] mukaan systemaattista tapaa optimaalisen aallokepohjan valintaan ja suorituskyvyn arviointiin ei ole löydetty, vaan aihepiiri vaatii lisätutkimusta. [62]

EMD-menetelmiä ja aallokemuunnosta voidaan käyttää yhdessä tai erikseen. Tang et al. [49] vertailivat tutkimuksessaan yhdistelmä menetelmää ja DWT-menetelmää poistaakseen tehokkaasti häiriötä, erityisesti artefakteja PPG-signaalista. Tutkimuksessa käytettiin EMD menetelmää PPG-signaalin rekonstruointiin. Käyttämällä ensimmäistä IMF-funktiota. Tutkimus osoitti, että käyttämällä yhdistelmä menetelmää pelkän DWT:n sijaan, sydämen lyöntitiheyden havaitseminen parani 67 prosenttia. [49] Li et al. [63] käyttivät aallokemuunnosta osana neuroverkkoa vähentämään rinnakkaisten kertolaskuoperaatioiden määrää. Tutkimuksessa osoitettiin, että rekonstruoitujen ja todellisten verenpainesignaalien välinen keskineliövirhe oli 4,5 mmHg. Tutkijat myös erottivat systolisen- ja diastolisenverenpaineen, jolloin neliövirhe saatiin alle 3 mmHg.

### 3.3 Adaptiiviset suodatusmenetelmät

Perinteisiä suodatusmenetelmiä, kuten aikataason ja taajuustason filttereitä voidaan käyttää tilanteissa, joissa signaalin ja kohinan ominaisuudet ovat stationäärisiä ja ennalta

tunnettuja. Esimerkiksi taajuustason suodattimen suunnittelua varten tarvitaan tietoa signaalin ja kohinan spektrisisällöstä. Tällaisten suodattimien soveltaminen epästationäärisille signaaleille on ongelmallista. Haastavia ovat myös tilanteet, joissa signaalin ja kohinan spektrisisältö ovat päällekkäin. [41, luku 3.9]

Jotta epästationäärisiä signaaleja voitaisiin suodattaa, on esitetty kehittyneempiä suodatusmenetelmiä. Nämä menetelmät osaavat sopeutua muuttuviin tilanteisiin ja ne eivät sisällä vakiokertoimia. Suodatusparametrit mukautuvat automaattisesti signaalin ominaisuuksien muutoksiin. Kehittyneistä suodatusmenetelmistä erityisesti adaptiivinen suodatus poistaa tehokkaasti häiriötä biosignaaleista. [41, luku 3.9]

Adaptiiviset suodattimet ovat pääosin lineaarisia suodattimia, joissa siirtofunktio on riippuvainen tulosaalasta [64]. Säättämällä suodatusparametreja adaptiivisen optimointialgoritmin avulla suodatin pyrkii mukautumaan vastaamaan haluttuja järjestelmän ominaisuuksia [65]. Jotta suodattimen mukautuvuus tapahtuu ilman merkittävää viivettä, suodattimien on oltava yksinkertaisia ja nopeita [66].

Perinteisiin suodattimiin verrattuna adaptiiviset suodatusalgoritmit eivät tarvitse etukäteen tietoa signaalista, mutta joskus suodattimet voivat hyötyä esitiedosta, kuten kohinan taajuussisällöstä [67]. Koska adaptiivisten suodattimien suodatinkertoimet eivät ole ajan suhteen vakioita, pystyvät suodattimet käsittelemään tilanteita, joissa ei-stationääristä kohinaa tulee poistaa ei-stationäärisestä signaalista. Näin ollen adaptiiviset suodattimet tarvitsevat tietoa suodattimen tilasta reaaliaikaisesti. Tämän takia adaptiiviset suodattimet voivat käsitellä sekä stationäärisiä että epästationäärisiä signaaleja. [68]

Adaptiivisella suodattimella voi olla äärellinen impulssivaste eli se voi olla FIR-suodin tai ääretön impulssivaste, jolloin kyseessä on IIR-suodin. IIR-suodin vaatii yleensä vähemmän suodatinkertoimia, mutta sen haittoina ovat ongelmat stabiiliudessa ja joissain tilanteissa yksikäsitteisen ratkaisun puuttuminen. Näistä syistä FIR-suodin on tyypillisempi ratkaisu, sillä ne ovat yksinkertaisia ja luotettavia. [69]

Adaptiiviset suodatusmenetelmät pyrkivät minimoimaan RMS-virheen (engl. mean square error, MSE) arvoa kohti optimaalisinta arvoa. MSE arvioi ennustetun arvon ja todellisen arvon välistä keskimääräistä eroa. [70]

Adaptiivisten suodinten etuna voidaan pitää jatkuva-aikaista mukautumista signaaliin ja signaalissa ilmeneviin muutoksiin, joka ilmenee suodattimen painokerroinvektorin vaihteluna. Lisäksi suodattimen optimaalisuus on etu, sillä hyötysignaalin ja esiintyvän häiriön taajuussisällöt voivat olla päällekkäisiä. Menetelmän heikkoutena voidaan pitää

etenkin suodatuksen alkuvaiheen hitautta ja heikkoa tulosta, sillä tilanteissa, joissa suodatin ei ole saanut esitietoja suodattimella on aluksi oppimisvaihe. [41, luku 3.9]

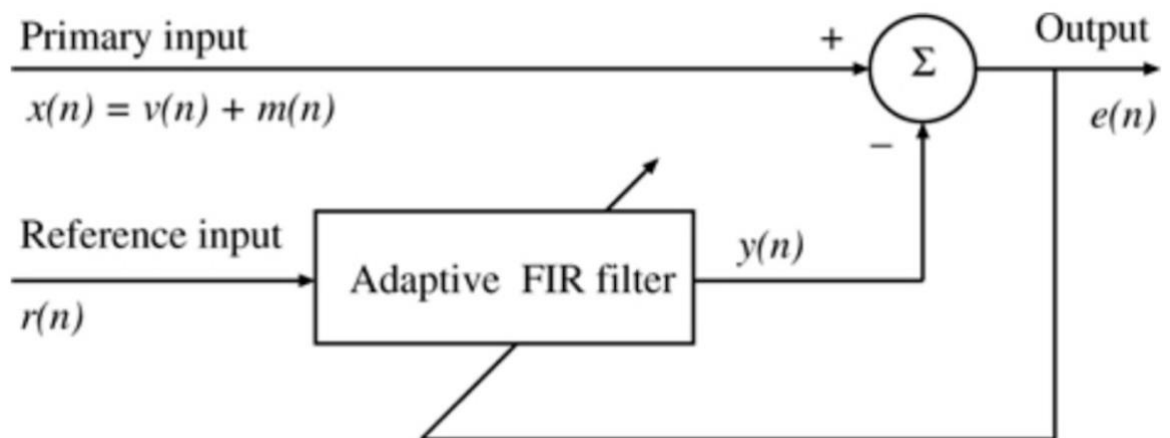
### 3.3.1 Adaptiivinen kohinansuodatin

Adaptiivinen kohinansuodatin (engl. adaptive noise canceler, ANC) on menetelmä, jota on käytetty poistamaan häiriötä ja artefakteja biosignaaleista. Kuvassa 16 on esitetty yleinen lohkokkaavio ANC:n toiminnasta. Referenssisignaali  $r(n)$  sisältää merkittävää esitietoa kohinasta tai artefaktista. ANC koostuu kahdesta prosessista. Ensimmäinen vaihe sisältää suodatusprosessin, jossa lähtösignaali  $y(n)$  on digitaalisen suodattimen vaste. Yleensä prosessissa käytetään FIR-suodattimia niiden yksinkertaisuuden ja stabiiliuden ansiosta. Toinen vaihe sisältää adaptiivisen suodatuksen, jossa suotimen siirtofunktiota  $H(z)$  säädetään optimoivan algoritmin avulla. Siirtofunktion mukautumista ohjaavat tulosignaalin  $x(n)$  ja lähtösignaalin  $y(n)$  välinen virhesignaali. [71]

Adaptiivisen FIR-suotimen lähtö saadaan laskettua

$$y(n) = \sum_{k=0}^{M-1} w_k r(n-k), \quad (15)$$

missä  $n$  on käsiteltävä näyte ja  $w_k$  kuvastaa suotimen painokerroinvektoria. Termi  $k$  kuvastaa vektorin järjestyslukua  $k$  vastaavaa elementtiä ja  $M$  merkitsee suodattimen astetta. [41, luku 3.9.1]



**Kuva 16:** Tyypillinen adaptiivinen kohinansuodatin, joka on toteutettu pienimmän neliösumman menetelmällä. [41, luku 3.9..1]

Paremmen tuloksen saamiseksi ANC-suotimelle annetaan usein esitietona referenssikohinasignaali, jota käytetään paremman mukautumis- ja kohinanvaimennustuloksen aikaansaamiseksi. Jotta referenssisignaalista olisi hyötyä,

tulee sen esiintyä kohinaisessa signaalissa stationäärisenä ja jatkuvana. Koska kohinaton signaali saavutetaan vähentämällä arvioitu kohina häiriöisestä signaalista, kohinan tulisi olla riippumaton kohdesignaalista. [72]

Aina referenssisignaalia ei ole saatavilla. Tällaisissa tilanteissa referenssisignaali voidaan laskea tulosignaalista viivytämällä kohinaista prosessia. [70] Simuloitu referenssisignaali voidaan muodostaa myös pelkän virhesignaalin ja sen mittauksen avulla. Näin saatua referenssisignaalia voidaan käyttää samalla tavalla kuin todellista referenssisignaalia. [73]

Chowdhury et al. [74] esittivät tutkimuksessaan ANC-pohjaisen menetelmän ranteesta mitatun PPG-signaalin liikeartefaktien poistamiseen. MURAD nimisessä tekniikassa ANC:n avulla luodaan neljä erilaista versiota puhdistetusta signaalista käyttämällä kiihtyvyyssanturin tietoja ja kahden PPG-signaalin välistä eroa. Tämän jälkeen huippuseurantavaihe (engl. peak tracking stage) valitsee älykkäästi sopivimman sykkeen puhdistettujen PPG-signaalien periodogrammeista. Tutkimuksessa saatujen tulosten perusteella sydämen sykettä voidaan arvioida reaaliajassa, myös koehenkilön ollessa liikkeessä. Tutkijat arvioivat näiden tulosten olevan avuksi myös muiden fysiologisten signaalien, kuten verenpaineen arvioinnissa. [74]

### 3.3.2 Adaptiivisen suotimen kerrointen päivitys pienimmän neliösumman menetelmällä

Pienimmän neliösumman suodatin (engl. least mean square filter, LMS-suodin) on eräs lineaarisista adaptiivisista suotimista. LMS-suodin on suunniteltu laskennallisesti tehokkaaksi ja nopeaksi muihin adaptiivisiin suotimiin verrattuna. [75] Hyvien suodatusominaisuuksiensa takia LMS-suodinta on jatkojalostettu useisiin sovelluksiin, kuten normalisoituun LMS-suodatukseen ja rekursiiviseen LMS-suodatukseen [76]. Kuitenkin kaikilla LMS-suotimilla on sama perusidea, joka on esitetty kuvassa 16.

Aiemmin kuvassa 16 esitettiin pienimmän neliösumman menetelmällä toimiva suodin, jonka toimintaperiaate on seuraava. Suotimen algoritmi perustuu ensisijaiseen havaittuun signaaliin  $x(n)$ , jonka sisältämä häiriö  $m(n)$  arvioidaan ja poistetaan signaalista hyötysignaalin  $v(n)$  jäädessä jäljelle. Suodin tarvitsee toisen tulosignaalin  $r(n)$ , joka tunnetaan myös referenssisignaalina. Tämä referenssisignaali sisältää tietoa signaalin  $x(n)$  sisältämästä häiriöstä. Suotimen algoritmi muokkaa referenssituloa saadakseen signaalin  $y(n)$ , joka muistuttaa hyvin läheisesti kohinasignaalia. Adaptiivisen suotimen lähtö  $y(n)$  vähennetään ensisijaisesta tulosta  $x(n)$ , jotta voidaan arvioida haluttua signaalia: [41, luku 3.9.1]

$$e(n) = x(n) - y(n). \quad (15)$$

LMS-suodatin tunnetaan myös gradienttinäyteadaptiivisena suotimena. Tämä tarkoittaa sitä, että menetelmä perustuu laskevaan gradienttilähestymistapaan. Kyseessä on optimointialgoritmi, joka pyrkii löytämään sekvenssin globaalin minimin. Käytännössä tämä saavutetaan ottamalla pienin askel gradienttia vastapäätä ja etsimällä globaali minimi iteroimalla. Tämä minimoitava kustannusfunktio voidaan esittää neliöidyn estimointivirheen (15) avulla muodossa [41, luku 3.9.1-3.9.2]

$$e^2(n) = x^2(n) - 2x(n)\mathbf{r}^T(n)\mathbf{w}(n) + \mathbf{w}^T(n)\mathbf{r}(n)\mathbf{r}^T(n)\mathbf{w}(n), \quad (16)$$

jossa  $x$  on tulosignaali,  $r$  on tuloarvojen vektori, joka sisältää tietoa nykyisestä ja aikaisemmista tuloarvoista,  $w$  on painokerroinvektori, joka sisältää adaptiivisen suotimen painot,  $n$  on käsiteltävä ajanhetki. LMS-algoritmi perustuu jyrkimmän laskun menetelmään, jossa uusi päivitetty painokerroinvektori saadaan nykyisestä vektorista lisäämällä siihen korjaus, joka on verrannollinen negatiivisen neliövirheen gradientin arvoon [41, luku 3.9.1-3.9.2]

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \mu \nabla e^2(n), \quad (17)$$

missä parametri  $\mu$  on konvergenssinopeus, joka on positiivinen reaaliluku ja se määrittelee gradientin askelkoon. Näin ollen suodattimen vakautta ja oppimisnopeutta säätelee konvergenssinopeus. Liian suuret  $\mu$ :n arvot johtavat epävakaiseen suodattimeen, koska suodatin ei pysty mukautumaan optimaaliseen ratkaisuun, kun taas liian pienet arvot tekevät laskennasta hidasta. Optimaalinen konvergenssiaste voidaan valita kokeilemalla tai aiemman esitiedon perusteella. [77] Huomioitavaa on, että adaptaatio perustuu vain nykyiseen virhesignaaliin [70]. LMS-suodattimessa näitä painoja, eli suodattimen impulssivastetta tai kertoimia  $w$  pyritään muuttamaan siten, että virhe on mahdollisimman lähellä nollaa. Päivittämällä suodattimen painoja  $w$  LMS-suodatin pyrkii löytämään optimaalisimman suodattimen painon. [41, luku 3.9.2]

LMS-algoritmi arvioi  $\nabla e^2(n)$  neliövirheen derivaatan avulla yhtälössä 16 painokerroinvektoriin nähden

$$\widetilde{\nabla} e^2(n) = -2x(n)\mathbf{r}(n) + 2\{\mathbf{w}^T(n)\mathbf{r}(n)\}\mathbf{r}(n) = -2e(n)\mathbf{r}(n). \quad (18)$$

Käyttämällä tätä gradientin arvoa yhtälössä 17 saadaan muodostettua Widrow-Hoffin LMS algoritmin mukainen lauseke [41, luvut 3.9.1-3.9.2]

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + 2\mu e(n)\mathbf{r}(n). \quad (19)$$

LMS-menetelmän yksinkertaisuus ja tehokas lähestymistapa ANC:lle ovat sen merkittäviä etuja. Kuitenkin käsiteltäessä nopeasti muuttuvia signaaleja, ilmenee usein ongelmia. Nämä johtuvat suotimen hitaasta konvergoitumisesta sekä askelkoon  $\mu$  oikean arvon valinnan vaikeudesta. [41, luvut 3.9.3]

Ram et al. [78] testasivat tutkimuksessaan liike artefaktien poistamista PPG-signaalista aikavaihtelevan askelkoon LMS (engl. time varying step-size least mean square, TVS-LMS) -algoritmilli. Menetelmässä kohinan referenssisignaalia ei tarvita ennalta, vaan se muodostetaan häiriöisen PPG-signaalin pohjalta. Menetelmää verrattiin vakioaskelkokoiseen LMS (engl. constant step-size LMS, CS-LMS) -algoritmiin. Tutkimus osoitti, että TVS-LMS onnistui tehokkaammin poistamaan liikeartefakteja signaalista reaaliajassa. [78]

## 4. YHTEENVETO

Muun muassa verenpaineen hetkellisestä arvosta riippuva valtimopulssiaaltosignaali antaa tietoa verenkiertoelimistön kunnosta. Valtimopulssiaaltoa voidaan mitata optisesti fotopletysmografiaan perustuvalla menetelmällä. PPG-mittaus voidaan suorittaa eri puolilta kehoa, tyypillisesti mittaus tehdään ranteesta tai sormesta. Tässä kajoamattomassa menetelmässä valon eri aallonpituuksia lähetetään valonlähteeltä kudokseen. Kudoksen läpäisseen valon intensiteettiä tai kudoksesta heijastuneen valon intensiteettiä mitataan valoanturilla. Näiden mitattujen intensiteettien avulla voidaan muodostaa valtimopulssiaallon kuvaaja.

Valtimopulssiaallon ja siitä laskettavien parametrien avulla voidaan arvioida verisuoniston kuntoa. Verenpainepulssiaallolla tarkoitetaan sydäimestä lähtevän aallon ja ääreisverenkierrosta heijastuvien aaltojen muodostamaa kokonaisuutta, joka johtaa kaikkien valtimoiden rytmiseen laajenemiseen ja rentoutumiseen. Pulssiaallon kuvaajasta määritettävien parametrien avulla saadaan tietoa yksilön terveydentilasta. Yksi eniten käytetty suoniston kuntoa kuvaava parametri on valtimojäykkyys, joka kertoo valtimoiden kyvystä supistua ja laajentua sydämen sykkeen tahdissa. Jäykät valtimot ovat yhteydessä esimerkiksi korkeaan verenpaineeseen.

Koska fysiologisenä signaalina verenpainepulssiaallot ovat hyvin häiriöisiä ja likimain jaksollisia signaaleja, tulee niiden signaali-kohinasuhdetta parantaa. Kun signaalista poistetaan kohinaa, on tärkeä huomioda, että pulssiaaltojen muoto ei vääristy tai oleellista tietoa ei pääse katoamaan. Tämän kandidaatintutkielman tarkoituksena oli tutustua erilaisiin menetelmiin, joiden avulla voidaan vähentää verenpainepulssiaaltosignaalin häiriöisyyttä. Lisäksi tavoitteena oli selvittää, millaisissa tilanteissa näitä menetelmiä käytetään, sekä millaisia haasteita menetelmiin liittyy. Tässä työssä esitellyt häiriönpoistomenetelmät jaoteltiin 1) keskiarvottaviin-, 2) rekonstruoiviin- ja 3) adaptiivisiin suodatusmenetelmiin.

Kaikkien häiriötyyppien poistamiseen ei ole onnistuttu kehittämään yhtä toimivaa menetelmää, vaan useimmiten paras lopputulos saavutetaan useamman menetelmän yhteisvaikutuksella. Yksittäisiä menetelmiä käyttäen useammalla menetelmällä voi päästä yhtä hyvään lopputulokseen. Koska verenpainepulssiaalto on biologista alkuperää, yksi merkittävimmistä häiriöistä on liikeartefaktit. Niiden poistamiseen signaalista on kehitetty useita menetelmiä. Etenkin signaalin rekonstruointiin ja suodatukseen perustuvat menetelmät ovat tehokkaita liikeartefaktien poistajia. Puolestaan keskiarvotukseen perustuvista menetelmistä dynaamisenaikavääritysmän

menetelmä on hyvin monikäyttöinen. Sitä voidaan käyttää signaalien vertailuun, huonolaatuisen segmentin löytämiseen tai signaalin aikaskaalan normalisointiin sekä laadun parantamiseen.

Häiriöisyyden vähentämisellä on omat usein menetelmäkohtaiset haasteensa. Yleisesti huomioitavana tulee pitää signaalin pakkautumisen vaaraa liiallisen käsittelyn seurauksena, jotta signaalin sisältämä tieto ei vääristy. Toinen yleinen haaste liittyy valittavaan menetelmään. Koska yhtä aina toimivaa menetelmää ei ole onnistuttu kehittämään, tulee käytettävä häiriönpoistotapa valita häiriötyypin ja testaamisen avulla. Dynaamisen aikavääristymän menetelmässä haasteena on suuren datamäärän prosessoinnin hitaus. Menetelmää voidaan kuitenkin nopeuttaa segmentoimalla signaalia. Empiiristä moodihajotelmaa käytettäessä haasteita aiheuttaa menetelmän mukautuvuus signaaliin, sillä tämä voi johtaa moodisekoitukseen. Moodisekoitus voidaan välttää käyttämällä kehittyneempää kokonaisuuden empiiristä moodihajotelmaa. Aallokemuunnoksessa käytettävän aallokepohjan valinta on hidasta, eikä siihen ole tutkimuksissa löydetty toimivaa menetelmää. Jos puolestaan käytetään adaptiivisia suodatusmenetelmiä, ongelmaksi voi muodostua menetelmän hitaus ja heikot tulokset käytön alkuvaiheessa, jos esitietoja suodatusparametreista ei ole saatavilla.

Näiden haasteiden ratkaiseminen on keskeisessä roolissa häiriöisyyden poiston kehittämisessä. Yhä monikäyttöisempiä kehittyneitä suodatusmenetelmiä kehitetään, jotta signaalin reaaliaikainen käsittely nopeutuisi ja valmiiden laitteiden koko ja hinta pysyisivät kohtuullisena. Myös menetelmien monikäyttöisyyttä pyritään parantamaan. Esimerkiksi DTW-menetelmää voidaan jo nyt käyttää monenlaisen häiriön poistamiseen, mikä on tavoitteena myös uusien menetelmien kehittämisessä.

# LÄHTEET

- [1] W. F. Boron ja E. L. Boulpaep, *Medical Physiology*, Third edition. Elsevier, 2017.
- [2] K. M. V. de Graaff, R. W. Rhee, ja S. L. Palmer, *Schaum's Outline of Human Anatomy and Physiology*, 4th Edition. McGraw-Hill Education, 2013. Viitattu: 16. helmikuuta 2024. [Verkossa]. Saatavissa: <https://www.accessengineeringlibrary.com/content/book/9780071810791>
- [3] C. DeLong ja S. Sharma, "Physiology, Peripheral Vascular Resistance", teoksessa *StatPearls*, Treasure Island (FL): StatPearls Publishing, 2024. Viitattu: 2. helmikuuta 2024. [Verkossa]. Saatavissa: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK538308/>
- [4] Shahoud JS, Sanvictores T, Aeddula NR. Physiology, Arterial Pressure Regulation. [Päivitetty 2023 elo 28]. In: StatPearls [Verkossa]. Treasure Island (FL): StatPearls Publishing; 2024 Tammikuu. Saatavissa: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK538509/>
- [5] M. E. Safar, M. F. O'Rourke, ja E. D. Frohlich, *Blood Pressure and Arterial Wall Mechanics in Cardiovascular Diseases*. London, UNITED KINGDOM: Springer London, Limited, 2014. Viitattu: 5. helmikuuta 2024. [Verkossa]. Saatavissa: <http://ebookcentral.proquest.com/lib/tampere/detail.action?docID=1803064>
- [6] Pittman RN. Regulation of Tissue Oxygenation. San Rafael (CA): Morgan & Claypool Life Sciences; 2011. Luku 2, The Circulatory System and Oxygen Transport. Saatavissa: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK54112/>
- [7] K. T. Mills, A. Stefanescu, ja J. He, "The global epidemiology of hypertension", *Nat. Rev. Nephrol.*, vsk. 16, nro 4, ss. 223–237, huhti 2020, doi: 10.1038/s41581-019-0244-2.
- [8] J. Alastruey ym., "Arterial pulse wave modeling and analysis for vascular-age studies: a review from VascAgeNet", *Am. J. Physiol.-Heart Circ. Physiol.*, vsk. 325, nro 1, ss. H1–H29, heinä 2023, doi: 10.1152/ajpheart.00705.2022.
- [9] D. Korpas, J. Hálek, ja L. Doležal, "Parameters describing the pulse wave", *Physiol. Res.*, ss. 473–479, 2009, doi: 10.33549/physiolres.931468.
- [10] A. S. Artis, Toim., *Blood Pressure - From Bench to Bed*. InTech, 2018. doi: 10.5772/intechopen.69557.
- [11] Brandão AA, Amodeo C, Alcântara C, Barbosa E, Nobre F, Pinto F, Vilela-Martin JF, Bastos JM, Yugar-Toledo JC, Mota-Gomes MA, Neves MF, Malachias MV, Rodrigues MC, Passarelli O Junior, Jardim PC, Cunha PG, Póvoa R, Fonseca T, Dias VP, Barroso WS, Oigman W. I Luso-Brazilian Positioning on Central Arterial Pressure. *Arq Bras Cardiol.* 2017 Feb;108(2):100-108. doi: 10.5935/abc.20170011. Epub 2017 Feb 13. PMID: 28327876; PMCID: PMC5344653.
- [12] D. DeMers ja D. Wachs, "Physiology, Mean Arterial Pressure", teoksessa *StatPearls*, Treasure Island (FL): StatPearls Publishing, 2024. Viitattu: 2. helmikuuta 2024. [Verkossa]. Saatavissa: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK538226/>
- [13] A. Avolio, M. Butlin, ja A. Walsh, "Arterial blood pressure measurement and pulse wave analysis—Their role in enhancing cardiovascular assessment", *Physiol. Meas.*, vsk. 31, ss. R1-47, tammi 2010, doi: 10.1088/0967-3334/31/1/R01.
- [14] W. Liu ym., "Determination of aortic pulse transit time based on waveform decomposition of radial pressure wave", *Sci. Rep.*, vsk. 11, nro 1, Art. nro 1, loka 2021, doi: 10.1038/s41598-021-99723-w.
- [15] D. Castaneda, A. Esparza, M. Ghamari, C. Soltanpur, ja H. Nazeran, "A review on wearable photoplethysmography sensors and their potential future applications in health care", *Int. J. Biosens. Bioelectron.*, vsk. 4, nro 4, ss. 195–202, 2018, doi: 10.15406/ijbsbe.2018.04.00125.
- [16] Abbod, Maysam et al. *Advanced Signal Processing in Wearable Sensors for Health Monitoring*. Basel: MDPI - Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2022. Print. doi: 10.3390/books978-3-0365-3888-4.
- [17] T. Tamura, Y. Maeda, M. Sekine, ja M. Yoshida, "Wearable Photoplethysmographic Sensors—Past and Present", *Electronics*, vsk. 3, nro 2, Art. nro 2, kesä 2014, doi: 10.3390/electronics3020282.
- [18] T. Tamura ja Y. Maeda, "Photoplethysmogram", teoksessa *Seamless Healthcare Monitoring: Advancements in Wearable, Attachable, and Invisible Devices*, T. Tamura ja

- W. Chen, Toim., Cham: Springer International Publishing, 2018, ss. 159–192. doi: 10.1007/978-3-319-69362-0\_6.
- [19] J. Park, H. S. Seok, S.-S. Kim, ja H. Shin, "Photoplethysmogram Analysis and Applications: An Integrative Review", *Front. Physiol.*, vsk. 12, 2022, Viitattu: 2. helmikuuta 2024. [Verkossa]. Saatavissa: <https://doi.org/10.3389/fphys.2021.808451>
- [20] Y. Sun ja N. Thakor, "Photoplethysmography revisited: from contact to noncontact, from point to imaging", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vsk. 63, nro 3, ss. 463–477, maaliskuu 2016, doi: 10.1109/TBME.2015.2476337.
- [21] T. G. Mayerhöfer, H. Mutschke, ja J. Popp, "Employing Theories Far beyond Their Limits—The Case of the (Boguer-) Beer–Lambert Law", *ChemPhysChem*, vsk. 17, nro 13, ss. 1948–1955, 2016, doi: 10.1002/cphc.201600114.
- [22] Sandell JL, Zhu TC. A review of in-vivo optical properties of human tissues and its impact on PDT. *J Biophotonics*. 2011 Marras;4(11-12):773-87. doi: 10.1002/jbio.201100062. PMID: 22167862; PMCID: PMC3321368.
- [23] I. Fine ja A. Kaminsky, "Scattering-driven PPG signal model", *Biomed. Opt. Express*, vsk. 13, nro 4, ss. 2286–2298, maaliskuu 2022, doi: 10.1364/BOE.451620.
- [24] Z. Fan, G. Zhang, S. Liao, Z. Fan, G. Zhang, ja S. Liao, "Pulse Wave Analysis", teoksessa *Advanced Biomedical Engineering*, IntechOpen, 2011. doi: 10.5772/22600.
- [25] N. A. Shirwany ja M. Zou, "Arterial stiffness: a brief review", *Acta Pharmacol. Sin.*, vsk. 31, nro 10, ss. 1267–1276, loka 2010, doi: 10.1038/aps.2010.123.
- [26] A. Chakraborty, D. Goswami, J. Mukhopadhyay, ja S. Chakrabarti, "Measurement of Arterial Blood Pressure Through Single-Site Acquisition of Photoplethysmograph Signal", *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vsk. 70, ss. 1–10, 2021, doi: 10.1109/TIM.2020.3011304.
- [27] E. J. Kim *ym.*, "Relationship between blood pressure parameters and pulse wave velocity in normotensive and hypertensive subjects: invasive study", *J. Hum. Hypertens.*, vsk. 21, nro 2, Art. nro 2, helmikuu 2007, doi: 10.1038/sj.jhh.1002120.
- [28] M. F. O'Rourke, A. Pauca, ja X.-J. Jiang, "Pulse wave analysis", *Br. J. Clin. Pharmacol.*, vsk. 51, nro 6, ss. 507–522, kesä 2001, doi: 10.1046/j.0306-5251.2001.01400.x.
- [29] I. B. Wilkinson, H. MacCallum, L. Flint, J. R. Cockcroft, D. E. Newby, ja D. J. Webb, "The influence of heart rate on augmentation index and central arterial pressure in humans", *J. Physiol.*, vsk. 525, nro Pt 1, ss. 263–270, touko 2000, doi: 10.1111/j.1469-7793.2000.t01-1-00263.x.
- [30] "PWV Analysis Parameters - VitalScan". Viitattu: 2. helmikuuta 2024. [Verkossa]. Saatavissa: [https://www.vitalscan.com/dtr\\_pwv\\_parameters.html](https://www.vitalscan.com/dtr_pwv_parameters.html)
- [31] G. Simonetti, U. Eisenberger, I. Bergmann, F. Frey, ja M. Mohaupt, "Pulse contour analysis: A valid assessment of central arterial stiffness in children?", *Pediatr. Nephrol. Berl. Ger.*, vsk. 23, ss. 439–44, maaliskuu 2008, doi: 10.1007/s00467-007-0693-x.
- [32] K. Pilt, R. Ferenets, K. Meigas, L.-G. Lindberg, K. Temitski, ja M. Viigimaa, "New Photoplethysmographic Signal Analysis Algorithm for Arterial Stiffness Estimation", *Sci. World J.*, vsk. 2013, s. 169035, elokuu 2013, doi: 10.1155/2013/169035.
- [33] M. Elgendi, "Detection of c, d, and e waves in the acceleration photoplethysmogram", *Comput. Methods Programs Biomed.*, vsk. 117, nro 2, ss. 125–136, marraskuu 2014, doi: 10.1016/j.cmpb.2014.08.001.
- [34] Hafifah, Ab & Nayan, Nazrul Anuar. (2020). Methods of Extracting Feature from Photoplethysmogram Waveform for Non-Invasive Diagnostic Applications. *International Journal of Online and Biomedical Engineering (iJOE)*. 16. 39. doi:10.3991/ijoe.v16i09.13577.
- [35] M. Peltokangas *ym.*, "Age Dependence of Arterial Pulse Wave Parameters Extracted From Dynamic Blood Pressure and Blood Volume Pulse Waves", *IEEE J. Biomed. Health Inform.*, vsk. 21, nro 1, ss. 142–149, tammi 2017, doi: 10.1109/JBHI.2015.2503889.
- [36] C. Orphanidou, "Quality Assessment for the Photoplethysmogram (PPG)", teoksessa *Signal Quality Assessment in Physiological Monitoring: State of the Art and Practical Considerations*, C. Orphanidou, Toim., Cham: Springer International Publishing, 2018, ss. 41–63. doi: 10.1007/978-3-319-68415-4\_3.
- [37] B. Mishra ja N. S. Nirala, "A Survey on Denoising Techniques of PPG Signal", teoksessa *2020 IEEE International Conference for Innovation in Technology (INOCON)*, Bangluru, India: IEEE, marraskuu 2020, ss. 1–8. doi: 10.1109/INOCON50539.2020.9298358.
- [38] U. Hassan ja S. Anwar, "Reducing noise by repetition: Introduction to signal averaging", *Eur. J. Phys.*, vsk. 31, s. 453, maaliskuu 2010, doi: 10.1088/0143-0807/31/3/003.
- [39] F. T. Lima ja V. M. A. Souza, "A Large Comparison of Normalization Methods on Time

- Series”, *Big Data Res.*, vsk. 34, s. 100407, marras 2023, doi: 10.1016/j.bdr.2023.100407.
- [40] Q. Li ja G. D. Clifford, ”Dynamic time warping and machine learning for signal quality assessment of pulsatile signals”, *Physiol. Meas.*, vsk. 33, nro 9, ss. 1491–1501, syys 2012, doi: 10.1088/0967-3334/33/9/1491.
- [41] Rangayyan, Rangaraj M. *Biomedical Signal Analysis*. Second edition. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2015. Print.
- [42] A. KAVSAOĞLU, K. POLAT, ja M. BOZKURT, ”An innovative peak detection algorithm for photoplethysmography signals: an adaptive segmentation method”, *Turk. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, vsk. 24, nro 3, ss. 1782–1796, tammi 2016, doi: 10.3906/elk-1310-177.
- [43] Y. Jiang *ym.*, ”EventDTW: An Improved Dynamic Time Warping Algorithm for Aligning Biomedical Signals of Nonuniform Sampling Frequencies”, *Sensors*, vsk. 20, nro 9, Art. nro 9, tammi 2020, doi: 10.3390/s20092700.
- [44] E. Keogh, S. Lonardi, ja C. A. Ratanamahatana, ”Towards parameter-free data mining”, teoksessa *Proceedings of the tenth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, Seattle WA USA: ACM, elo 2004, ss. 206–215. doi: 10.1145/1014052.1014077.
- [45] A.-G. Pielmus, M. Klum, T. Tigges, R. Orglmeister, ja M. Urban, ”Progressive Dynamic Time Warping for Noninvasive Blood Pressure Estimation”, *Curr. Dir. Biomed. Eng.*, vsk. 6, nro 3, ss. 579–582, syys 2020, doi: 10.1515/cdbme-2020-3148.
- [46] A.-G. Pielmuş *ym.*, ”Dynamic Time Warping of Pulse Wave Curves: Toward Blood Pressure Estimation from non-invasive PPG, vPPG and pAT Signals”, *Curr. Dir. Biomed. Eng.*, vsk. 4, nro 1, ss. 371–374, syys 2018, doi: 10.1515/cdbme-2018-0089.
- [47] A. Ukil, S. Bandyopadhyay, C. Puri, A. Pal and K. Mandana, ”Cardiac condition monitoring through photoplethysmogram signal denoising using wearables: Can we detect coronary artery disease with higher performance efficacy?,” 2016 Computing in Cardiology Conference (CinC), Vancouver, BC, Canada, 2016, pp. 281-284. keywords: {Noise measurement;Noise reduction;Heart rate variability;Diseases},
- [48] V. Muppalla, N. S. S. K. Suraj, V. Y. S. Reddy, ja D. Suman, ”Performance Evaluation of Different Denoising Techniques for Physiological Signals”, teoksessa *2017 14th IEEE India Council International Conference (INDICON)*, joulu 2017, ss. 1–6. doi: 10.1109/INDICON.2017.8487739.
- [49] S. K. D. Tang, Y. Y. S. Goh, M. L. D. Wong, ja Y. L. E. Lew, ”PPG signal reconstruction using a combination of discrete wavelet transform and empirical mode decomposition”, teoksessa *2016 6th International Conference on Intelligent and Advanced Systems (ICIAS)*, elo 2016, ss. 1–4. doi: 10.1109/ICIAS.2016.7824118.
- [50] B. Pang *ym.*, ”Advanced EMD method using variance characterization for PPG with motion artifact”, teoksessa *2016 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS)*, loka 2016, ss. 196–199. doi: 10.1109/BioCAS.2016.7833765.
- [51] N. Huang *ym.*, ”The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis”, *Proc. R. Soc. Math. Phys. Eng. Sci.*, vsk. 454, nro 1971, ss. 903–995, maaliskuu 1998, doi: 10.1098/rspa.1998.0193.
- [52] A. Janušauskas, V. Marozas, ja A. Lukoševičius, ”Ensemble empirical mode decomposition based feature enhancement of cardio signals”, *Med. Eng. Phys.*, vsk. 35, nro 8, ss. 1059–1069, elo 2013, doi: 10.1016/j.medengphy.2012.10.007.
- [53] Y. Chu *ym.*, ”Non-invasive arterial blood pressure measurement and SpO2 estimation using PPG signal: a deep learning framework”, *BMC Med. Inform. Decis. Mak.*, vsk. 23, s. 131, heinäkuu 2023, doi: 10.1186/s12911-023-02215-2.
- [54] L. Sun ja Y. Jia, ”An improved PPG denoising methodology based on EEMD and wavelet threshold”, teoksessa *2020 IEEE 9th Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference (ITAIC)*, joulu 2020, ss. 467–471. doi: 10.1109/ITAIC49862.2020.9339069.
- [55] D. Cvetkovic, E. D. Übeyli, ja I. Cosic, ”Wavelet transform feature extraction from human PPG, ECG, and EEG signal responses to ELF PEMF exposures: A pilot study”, *Digit. Signal Process.*, vsk. 18, nro 5, ss. 861–874, syys 2008, doi: 10.1016/j.dsp.2007.05.009.
- [56] M. Pirhonen, M. Peltokangas, ja A. Vehkaoja, ”Acquiring Respiration Rate from Photoplethysmographic Signal by Recursive Bayesian Tracking of Intrinsic Modes in Time-Frequency Spectra”, *Sensors*, vsk. 18, nro 6, s. 1693, touko 2018, doi: 10.3390/s18061693.
- [57] H. Khorrami ja M. Moavenian, ”A comparative study of DWT, CWT and DCT transformations in ECG arrhythmias classification”, *Expert Syst. Appl.*, vsk. 37, nro 8, ss.

- 5751–5757, elo 2010, doi: 10.1016/j.eswa.2010.02.033.
- [58] M. Hanif, U. D. Dwivedi, M. Basu, ja K. Gaughan, "Wavelet based islanding detection of DC-AC inverter interfaced DG systems", loka 2010, ss. 1–5.
- [59] "Wavelet Toolbox". MATLAB. Viitattu: 15. maaliskuuta 2024. [Verkossa]. Saatavissa: <https://se.mathworks.com/products/wavelet.html>
- [60] A. Sahoo, P. Manimegalai, ja K. Thanushkodi, "Wavelet based pulse rate and Blood pressure estimation system from ECG and PPG signals", teoksessa *2011 International Conference on Computer, Communication and Electrical Technology (ICCCET)*, maaliskuu 2011, ss. 285–289. doi: 10.1109/ICCCET.2011.5762486.
- [61] Sundararajan, D. *Discrete Wavelet Transform: A Signal Processing Approach*. 1st ed. Hoboken, New Jersey: Wiley, 2015. Print.
- [62] T. Guo, T. Zhang, E. Lim, M. López-Benítez, F. Ma, ja L. Yu, "A Review of Wavelet Analysis and Its Applications: Challenges and Opportunities", *IEEE Access*, vsk. 10, ss. 58869–58903, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3179517.
- [63] P. Li *ym.*, "Novel wavelet neural network algorithm for continuous and noninvasive dynamic estimation of blood pressure from photoplethysmography", *Sci. China Inf. Sci.*, vsk. 59, nro 4, s. 042405, syyskuu 2015, doi: 10.1007/s11432-015-5400-0.
- [64] R. D. Nowak ja B. D. Van Veen, "Volterra filter equalization: a fixed point approach", *IEEE Trans. Signal Process.*, vsk. 45, nro 2, ss. 377–388, helmikuu 1997, doi: 10.1109/78.554302.
- [65] G. VPChandraSekharYadav, B. Ananda Krishna, ja M. Kamaraju, "Performance of Wiener Filter and Adaptive Filter for Noise Cancellation in Real-Time Environment", *Int. J. Comput. Appl.*, vsk. 97, nro 15, ss. 16–23, 2014, doi: 10.5120/17084-7536.
- [66] F. de la H. Arce, M. Moonen, M. Verhelst, ja A. Bertrand, "Adaptive Quantization for Multichannel Wiener Filter-Based Speech Enhancement in Wireless Acoustic Sensor Networks", *Wirel. Commun. Mob. Comput. Online*, vsk. 2017, 2017, doi: 10.1155/2017/3173196.
- [67] P. S. Diniz, "Fundamentals of Adaptive Filtering", teoksessa *Adaptive Filtering*, Boston, MA: Springer US, 2008, ss. 1–63. doi: 10.1007/978-0-387-68606-6\_2.
- [68] B. Widrow, J. M. McCool, M. G. Larimore, ja C. R. Johnson, "Stationary and nonstationary learning characteristics of the LMS adaptive filter", *Proc. IEEE*, vsk. 64, nro 8, ss. 1151–1162, elo 1976, doi: 10.1109/PROC.1976.10286.
- [69] R. W. Jones, B. L. Olsen, ja B. R. Mace, "Comparison of convergence characteristics of adaptive IIR and FIR filters for active noise control in a duct", *Appl. Acoust.*, vsk. 68, nro 7, ss. 729–738, heinäkuu 2007, doi: 10.1016/j.apacoust.2006.04.006.
- [70] T. Lampl, *Implementation of adaptive filtering algorithms for noise cancellation*. 2020. Viitattu: 25. huhtikuuta 2024. [Verkossa]. Saatavissa: <https://urn.kb.se/resolve?urn=urn:nbn:se:hig:diva-33277>
- [71] N. T. K. Cuong *ym.*, "Removing Noise and Artifacts from EEG Using Adaptive Noise Cancelator and Blind Source Separation", teoksessa *The Third International Conference on the Development of Biomedical Engineering in Vietnam*, V. Van Toi ja T. Q. D. Khoa, Toim., Berlin, Heidelberg: Springer, 2010, ss. 282–286. doi: 10.1007/978-3-642-12020-6\_71.
- [72] M. Akiho, M. Haseyama, ja H. Kitajima, "A practical method to reduce a number of reference signals for the ANC system", teoksessa *1999 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Proceedings. ICASSP99 (Cat. No.99CH36258)*, maaliskuu 1999, ss. 2387–2390 vsk.4. doi: 10.1109/ICASSP.1999.758419.
- [73] S. M. Yang, G. J. Sheu, ja C. C. Li, "Synthesis of Reference Signal in Adaptive Feedback Controller for Structure Vibration Suppression", *J. Intell. Mater. Syst. Struct.*, vsk. 19, nro 6, ss. 727–734, kesäkuu 2008, doi: 10.1177/1045389X07079651.
- [74] S. S. Chowdhury, R. Hyder, Md. S. B. Hafiz, ja M. A. Haque, "Real-Time Robust Heart Rate Estimation From Wrist-Type PPG Signals Using Multiple Reference Adaptive Noise Cancellation", *IEEE J. Biomed. Health Inform.*, vsk. 22, nro 2, ss. 450–459, maaliskuu 2018, doi: 10.1109/JBHI.2016.2632201.
- [75] P. L. Feintuch, "An adaptive recursive LMS filter", *Proc. IEEE*, vsk. 64, nro 11, ss. 1622–1624, marraskuu 1976, doi: 10.1109/PROC.1976.10384.
- [76] T. Sobh, K. Elleithy, ja A. Mahmood, "Comparison of Cascaded LMS-RLS, LMS and RLS Adaptive Filters in Non-Stationary Environments", teoksessa *Novel Algorithms and Techniques in Telecommunications and Networking*, The Netherlands: Springer Netherlands, 2010, ss. 495–499. doi: 10.1007/978-90-481-3662-9\_85.
- [77] A. Mohammadirad, A. A. Shayegani Akmal, ja R. Vakili, "Localization of partial discharge

in a transformer winding using frequency response assurance criterion and LMS adaptive filter”, *Electr. Power Syst. Res.*, vsk. 163, ss. 461–469, loka 2018, doi: 10.1016/j.epsr.2018.07.020.

- [78] M. R. Ram, K. V. Madhav, E. H. Krishna, K. Nagarjuna Reddy, ja K. A. Reddy, "On the performance of Time Varying Step-size Least Mean Squares(TVS-LMS) adaptive filter for MA reduction from PPG signals", teoksessa *2011 International Conference on Communications and Signal Processing*, helmi 2011, ss. 431–435. doi: 10.1109/ICCSP.2011.5739353.