

# Esisuodattimien vaikutus mekanokardiografisten signaalien laatuun

TURUN YLIOPISTO  
Tietotekniikan laitos  
TkK-tutkielma  
Lääketieteellinen tekniikka ja terveysteknologia  
Huhtikuu 2025  
Helmi Puustinen

TURUN YLIOPISTO  
Tietotekniikan laitos

HELMI PUUSTINEN: Esisuodattimien vaikutus mekanokardiografisten signaalien laatuun

TkK-tutkielma, 26 s.

Lääketieteellinen tekniikka ja terveysteknologia  
Huhtikuu 2025

---

Sydänsairaudet ovat maailmanlaajuisesti suuri terveydenhuoltoa kuormittava tekijä, minkä vuoksi on tärkeää löytää sekä EKG:tä täydentäviä menetelmiä sydänsairauksien tunnistukseen että sydämen kotimonitorointiin sopivia laitteita. Esimerkiksi älypuhelimiin integroidut seismografit ja gyroskoopit soveltuvat mekanokardiografiaan, mutta ongelmana on suuri määrä kohinaa, jota signaaliin päätyy kehon liikkeistä, hengityksestä ja puheesta. Kohina saattaa olla profiililtaan hyvin samankaltainen kuin mekanokardiografinen signaali, mikä tekee signaalin suodatuksesta erittäin haastavaa. Mekanokardiografisten signaalien esikäsittelyyn ei ole vielä kehitetty standardoituja menetelmiä, joten tämän tutkimuksen tarkoituksena oli käydä läpi erilaisia esisuodatusmenetelmiä kirjallisuuskatsauksen muodossa sekä kokeellisesti testata eri suodattimia saman tietokannan signaaleihin. Kirjallisuuskatsauksen perusteella esisuodatus perustui pääosin useiden menetelmien yhdistelmiin, mutta erilaiset kaistanpäästösuodattimet olivat yleisimmin käytetty metodi. Kaistanpäästösuodattimet saattavat kuitenkin sulkea tärkeää informaatiota taajuusalueen ulkopuolelle, joten olisi tärkeää löytää myös muita toimivia menetelmiä mekanokardiografisten signaalien esisuodatukseen.

Asiasanat: mekanokardiografia, esikäsittely, seismokardiografia, gyrokardiografia, signaalin käsittely

UNIVERSITY OF TURKU  
Department of Computing

HELMI PUUSTINEN: Esisuodattimien vaikutus mekanokardiografisten signaalien laatuun

Bachelor's Thesis, 26 p.

Biomedical Engineering and Health Technology

April 2025

---

Cardiovascular diseases are a major burden on healthcare systems worldwide, making it relevant to find methods that complement ECG in heart disease detection as well as devices suitable for home monitoring. For example, seismographs and gyroscopes integrated into smartphones can be used to detect the mechanical motion of the heart. However, a major challenge is the high level of noise in the signal, originating from body movements, breathing, and talking. The noise profile can be very similar to the heart's motion signal, making the filtering of the signal very challenging. Currently, no standardized methods exist for preprocessing mechanocardiographic signals. Therefore, the aim of this study was to review different preprocessing techniques through a literature review and experimentally test various filters on signals from the same database. According to the literary review, the preprocessing was mainly based on a combination of multiple methods, but bandpass filters were the most commonly used technique. However, bandpass filters may exclude important information outside the selected frequency range, highlighting the need to identify other effective methods for preprocessing mechanocardiographic signals.

Keywords: mechanocardiography, pre-processing, seismocardiography, gyrocardiography, signal processing

# Sisällys

<b>1 Johdanto</b>	<b>1</b>
1.1 Tutkielman motivaatio ja rakenne . . . . .	1
1.2 Tutkimusprosessi . . . . .	3
<b>2 Mekanokardiografian perusteet</b>	<b>5</b>
2.1 Sydämen toiminta ja EKG . . . . .	5
2.2 Seismo- ja gyrokardiografia . . . . .	7
<b>3 Mekaanisten signaalien esikäsittely</b>	<b>11</b>
3.1 Yleisesti . . . . .	11
3.2 Kirjallisuuskatsaus . . . . .	12
<b>4 Soveltava koe: erilaisten esisuodattimien vaikutus signaalin laatuun</b>	<b>18</b>
4.1 Koeasetelma ja tavoitteet . . . . .	18
4.2 Tulokset ja analyysi . . . . .	20
<b>5 Yhteenveto</b>	<b>25</b>
<b>Lähdeluettelo</b>	<b>27</b>

# 1 Johdanto

## 1.1 Tutkielman motivaatio ja rakenne

Sydän- ja verisuonitaudit ovat suurimpia kuolemaan johtavia tekijöitä maailmanlaajuisesti ja näin ollen suuri kuormittava tekijä terveydenhuollossa. Jotta terveydenhuollon kuormitusta voidaan pienentää ja kuolemaan johtavia tapauksia vähentää, on tärkeää löytää myös kotikäyttöön soveltuvia ratkaisuja sydämen toiminnan monitorointiin. Monet sydämen pysähdykseen johtavat oireet voidaan tunnistaa hyvissä ajoin, joten puettavien ja helposti kotona käytettävien laitteiden tarve on ilmeinen. [1]

Elektrokardiogrammi (eng. *electrocardiogram*, EKG) on pitkään ollut johtava menetelmä ei-invasiiviseen sydämen toiminnan monitorointiin. EKG perustuu sydämen sähköisten signaalien mittaukseen, mutta vaatii lähes aina klinisen ympäristön saavuttaakseen luotettavimmat tulokset eikä sovellu pitkäaikaiseen monitorointiin. EKG:n rinnalle on viime vuosina noussut sydämen mekaanisten signaalien mittaukseen perustuvat menetelmät, kuten gyrokardiografia (eng. *gyrocardiography*, GCG) ja seismokardiografia (eng. *seismocardiography*, SCG). Nämä voidaan luokitella mekanokardiografiaan (eng. *mechanocardiography*, MCG), jonka etuja ovat erityisesti ei-invasiivinen mittaustapa ja mahdollisuus kehittää jatkuvaan monitorointiin soveltuvia yksinkertaisia laitteita myös kotikäyttöön [2]. Seismo- ja gyrokardiografiassa on viime vuosina tehty suuria harppauksia pienten mikroelektromekaanisten sys-

teemien (eng. *micro electro mechanical systems*, MEMS) kehityksen ja saatavuuden ansiosta [3]. Näitä SCG- ja GCG-antureita löytyy nykyään muun muassa älypuhelimista, jolloin sydämen rytmiä tarkkaileva laite olisi saatavilla kenelle tahansa ja missä tahansa [2].

Mekaanisten signaalien mittauksessa ongelmana on signaalin sisältämä kohina, joka aiheutuu pääosin kehon liikkeistä. Myös potilaan ikä, sukupuoli, terveydentila ja kehon tyyppi on otettava huomioon signaalia käsitellessä, sillä kaikki tämä vaikuttaa signaalin muotoon. Tärkeintä signaalin käsittelyssä on löytää oikeanlaiset suodattimet, jotta signaalista saadaan poistettua ylimääräinen kohina niin, että aaltomuodosta pystytään erottamaan sydämen sykettä kuvaavat piikit. Tämä on kuitenkin usein haastavaa, sillä monenlainen kohina voi muodoltaan muistuttaa hyvinkin paljon sydämen varsinaista signaalia. [4]

Tässä tutkielmassa keskitytään SCG- ja GCG-signaalien esisuodatukseen, ja pyritään etsimään erilaisten suodattimien vaikutuksia signaalin laatuun piikkien tunnistuksen ja kohinan määrän kannalta. Tutkimuskysymykset muodostuivat seuraavanlaisesti:

**Tutkimuskysymys 1:** Miten mekanokardiografisia signaaleja esisuodatetaan?

**Tutkimuskysymys 2:** Miten mekanokardiografisten signaalien esisuodatus vaikuttaa piikkien tunnistukseen ja kohinan määrään?

Tutkielma koostuu kirjallisuuskatsauksesta ja siihen perustuvasta kokeellisesta osiosta. Kokeellinen osio toteutettiin, koska kirjallisuuskatsauksessa huomattiin, että esikäsitteilyä käsitellään tutkimuksissa hyvin pintapuoleisesti. Erilaisten suodattimien vaikutusta samojen signaalien laatuun ei ole tutkimuksissa juurikaan vertailtu. Luvussa 2.1 tarkastellaan sydämen toimintaa ja EKG:tä ja osiossa 2.2 käydään läpi SCG:n ja GCG:n perusteet. Tutkimuskysymykseen 1 vastataan luvus-

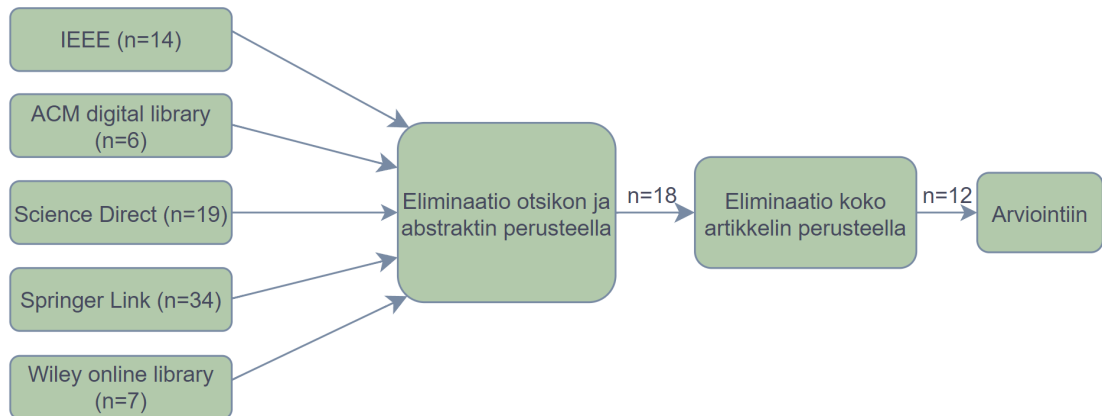
sa 3 siten, että osiossa 3.1 käydään läpi signaalin esikäsittelyä yleisesti ja luvussa 3.2 keskitytään erilaisiin esikäsittelymetodeihin tarkemmin viiden julkaisun kautta. Tutkimuskysymykseen 2 vastataan luvussa 3.2 ja luvun 4 soveltavassa kokeessa.

## 1.2 Tutkimusprosessi

Tutkielma on toteutettu pääosin kirjallisuuskatsauksena, mutta sisältää myös kokeellisen osion. Tutkielmaan soveltuvia artikkeleita on haettu järjestelmällisesti eri tietokannoista. Erilaisia hakusanoja kokeilemalla löytyi lähes kaikkiin tietokantoihin soveltuva lauseke, joka muodostui seuraavasti: ("mechanocardiography"OR "mechanical cardiac signals"OR "gyrocardiography") AND ("signal processing"OR "pre-processing"OR "peak detection"OR "beat detection").

Tutkielman aihe on suhteellisen tuore, joten tarkalla hakulausekkeella hakeminen tuotti vain pienen määrän hakutuloksia eri tietokannoista, eikä hakutuloksia tarvinnut rajata pidemmälle. Ensimmäinen eliminaatio suoritettiin otsikon ja abstraktin perusteella ja lähes kaikkia tässä vaiheessa valittuja artikkeleita pystyi hyödyntämään taustakappaleita kirjoittaessa. Varsinaisia tutkimuskysymyksiä varten karsittiin pois ne artikkelit, joissa ei puhuttu ollenkaan signaalin esisuodatuksesta. Näistä jäljelle jääneestä 12:ta artikkelista valittiin tarkempaa käsittelyä varten viisi sellaista artikkelia, joissa esikäsittelystä puhuttiin tarkemmin. Artikkelit, joissa esikäsittelyä sivuttiin vain lyhyesti, jätettiin pois.

Mekanokardiografisten signaalien esikäsittely on tutkimuksissa aihe, johon ei syvällisesti keskitytä, ja monissa julkaisuissa sitä vain lyhyesti sivutaan. Jokaisessa tutkimuksessa on myös käytössä eri tietokannat ja erilaiset mittausmenetelmät, jonka vuoksi esikäsittelyn tuloksia ei pysty suoraan vertailemaan. Tämän vuoksi tässä tutkielmassa suoritettiin myös kokeellinen osio saman tietokannan signaaleilla, jotta erilaisten esisuodattimien tuloksia voidaan vertailla paremmin keskenään.



Kuva 1.1: Hakutulokset eri tietokannoista ja niiden eliminaatioprosessi. Otsikon ja abstraktin perusteella valittiin ne artikkelit, joissa käsiteltiin jotakin mekanokardiografista menetelmää. Koko artikkeliin suoritettun täsmähaun sekä silmäilyn perusteella valittiin artikkelit, joissa mainittiin sana "pre-processing".

## 2 Mekanokardiografian perusteet

### 2.1 Sydämen toiminta ja EKG

Sydän on nelilokeroinen, pääosin sydänlihaskudoksesta koostuva pumppu, joka toimii verenkiertoelimistön keskuksena. Se koostuu oikeasta ja vasemmasta eteisestä, niiden alapuolella olevista kammioista sekä näiden välissä sijaitsevista läpistä. Sydämen rytmisen pumppausliikkeen perustuu sydänlihaksen supistuksiin ja rentoutumisiin, joita hallitsee sinussolmukkeesta alkunsa saava sähköinen signaali. Aktiopotentiali etenee sinussolmukkeesta eteiskammiosolmukkeeseen ja johtoratojen kautta sydämen yläosista alaosiin jakaen sydämen rytmisen liikkeen kahteen vaiheeseen: systoliseen ja diastoliseen. [5]

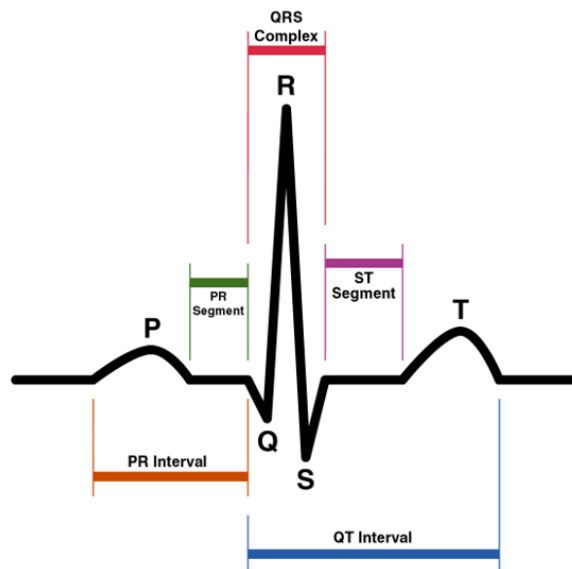
Systolisessa vaiheessa kammiot supistuvat ja pumppaavat veren oikeasta kammiosta keuhkovaltimon kautta keuhkoihin ja vasemmasta kammiosta aortan kautta eri puolille elimistöä valtimoläppien avautuessa. Samaan aikaan eteiskammionläpät sulkeutuvat, jotta veri ei virtaa takaisin eteisiin. Diastolisessa vaiheessa valtimoläpät sulkeutuvat ja kammiot rentoutuvat sekä täyttyvät verellä eteiskammionläppien auetessa. [5]



Kuva 2.1: Sydämen osat: 1. Yläonttolaskimo, 2. Keuhkovaltimo, 3. Keuhkolaskimot, 4. Mitraaliläppä, 5. Aorttaläppä, 6. Vasen kammio, 7. Oikea kammio, 8. Vasen eteinen, 9. Oikea eteinen, 10. Aortta, 11. Keuhkovaltimoläppä, 12. Trikuspidaaliläppä, 13. Alaonttolaskimo [CC BY-SA 3.0] [6]

EKG:n toiminta perustuu sydämen sähköisen aktiivisuuden seuraamiseen ei-invasiivisesti iholle kiinnitettävien elektrodien kautta, jotka mittaavat kahden pisteen välistä potentiaaliero. Kliinisen standardin mukaisessa EKG-laitteessa on 12 kytkentää, joiden avulla saadaan useampi signaali, joista voidaan tulkita monipuolisesti erilaisia epärytmisyyksiä ja sydänsairauksia. Tyypillisestä EKG:n aaltomuodosta (kuva 2.2) voidaan erottaa sydämen lyönnin eri vaiheet, jotka jakautuvat kolmeen eri pääkomponenttiin. P-aalto kuvaa eteisen depolarisaatiota, QRS-kompleksi taas kuvaa kammioiden depolarisaatiota ja T-aalto kammioiden repolarisaatiota. PR-intervalli on alkaa P-aallon alusta ja päättyy QRS-kompleksin alkuun ja kuvaa tä-

män välistä ajanjaksoa. QT-intervalli on ajanjakso QRS-kompleksin alusta T-aallon loppuun. Tasainen PR-segmentti kuvaa impulssin hidasta johtumista eteiskammiosolmukkeen läpi ja ST-segmentti taas kuvaa kammioiden repolarisaation alkua. [7] EKG:n mittaaminen ja tulkinta vaatii kuitenkin koulutetun ammattilaisen, joten tarve toisenlaisille, yksinkertaisemmille mittaamenetelmille on suuri [1].

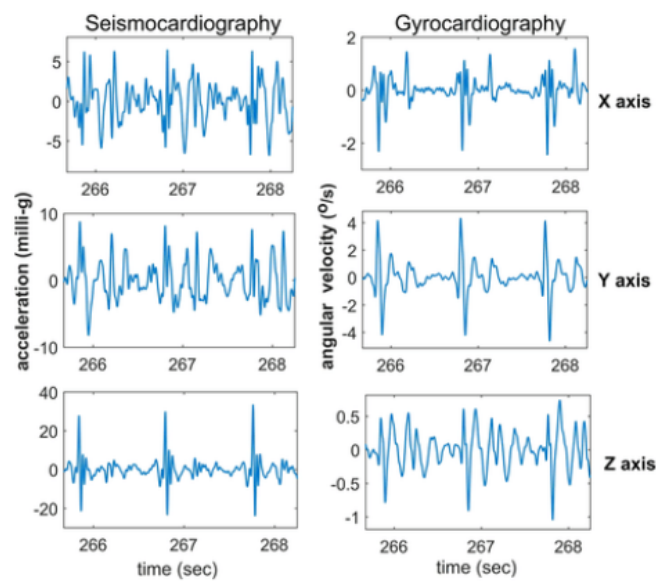


Kuva 2.2: Tyypillinen EKG-aaltomuoto vaiheineen sinusrytmissä [Public domain] [8]

## 2.2 Seismo- ja gyrokardiografia

Mekanokardiografiaan kuuluu kaikki sydämen mekaanista värähtelyä mittaavat tekniikat aina fonokardiografian ääniaaltoja monitoroivista laitteista uudempaan sydämen kiertävää liikettä mittaavaan gyrokardiografiaan saakka [1]. Näistä tekniikoista seismokardiografiaa on tutkittu 1930-luvulta lähtien [9] ja sitä esiteltiin sydämen monitorointia varten jo vuonna 1961 [1]. Tekniikka perustuu kiihtyvyyssantureihin,

jotka havaitsevat sydämen liikkeen aiheuttamia värähtelyjä rintalastassa. Oikein asettuna sensori tunnistaa kiihtyvää liikettä kolmen eri akselin suuntaisesti: x-akseli kuvastaa sivuttaista liikettä olkapäästä olkapäähän, y-akseli pystysuuntaista liikettä päästä varpasiin ja z-akseli on kohtisuorassa sydäntä vasten (kuva 2.3). Kiihtyvyyssanturien tunnistama liike on Dinhin ym. mukaan voimakkainta z-akselin suuntaisesti eli kohtisuoraan sydämestä rintalastaan. [9]

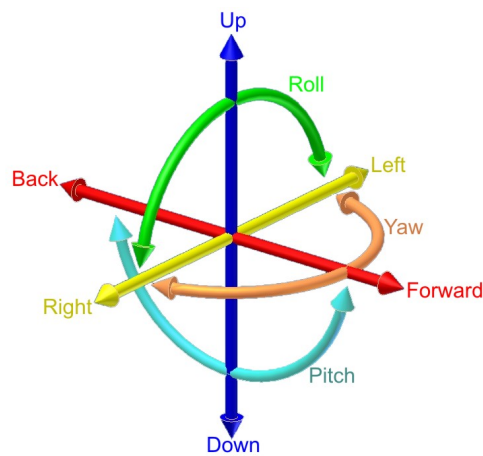


Kuva 2.3: Tyypilliset SCG- ja GCG-signaalit x-, y- ja z-akselilta [CC BY 4.0] [10].

SCG-signaaliin sekoittuu paljon ulkopuolista kohinaa, joka aiheutuu muun muassa mitattavan henkilön liikkeestä, hengityksestä, asennosta ja sensorien paikasta. Suodatuksen jälkeen hyvälaatuisesta signaalista on erotettavissa selkeitä piikkejä, jotka kuvaavat esimerkiksi sydämen läppien aukeamista ja sulkeutumista, ja näistä voidaan laskea esimerkiksi sydämen syke ja sykevälivaihtelu. [11]

Liikkeellä ajatellaan olevan kuusi vapausastetta (kuva 2.4), ja koska kiihtyvyyssanturit mittaavat näistä vain kolmea lineaarisesti suuntautuvaa liikettä, on sen rinnalle noussut uudempi tekniikka nimeltään gyrokardiografia. GCG-sensorilla voidaan havaita kulmanopeuksia eli kiertyviä liikkeitä kolmen eri akselin ympäri ja se

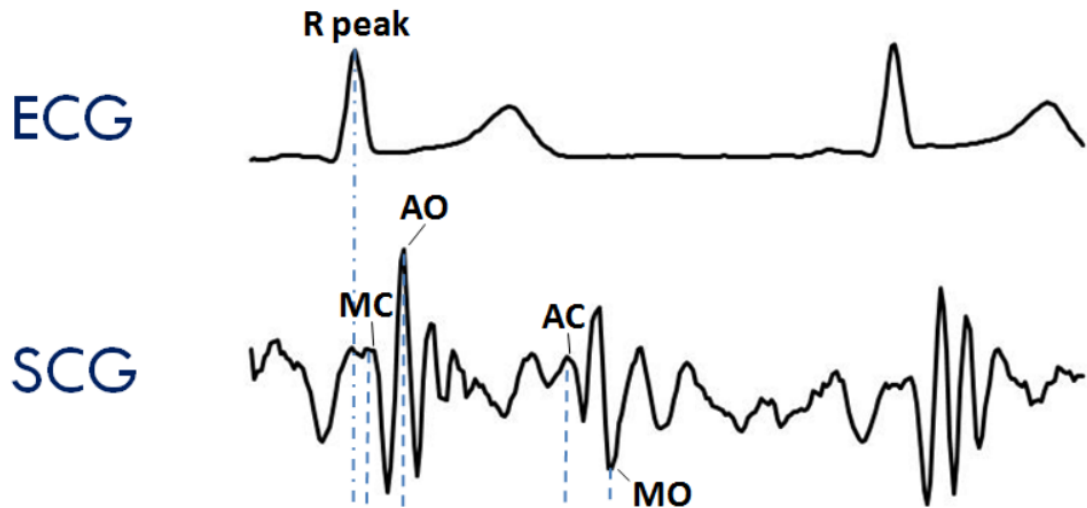
havaitsee myös pieniä, vasemman kammion aiheuttamia värähdyksiä rintakehän ulkopuolelta. [10] Laitteella on hieman korkeampi toleranssi kohinaan, ja signaalin aaltomuoto on selkeämpi kuin kiihtyvyyssantureilla [4]. Varsinkin MEMS-gyroskooppien tekniikka perustuu usein Coriolisvoimaan, joten se ei ole yhtä herkkä henkilön asennolle kuin seismokardiogrammi, koska painovoimalla ei ole niin suurta vaikutusta signaaliin. [10]



Kuva 2.4: Liikkeen kuusi vapausastetta. [CC BY-SA 4.0] [12]

Mikroelektromekaanisten systemien kehitys mahdollisti kiihtyvyyssanturien ja gyroskooppien integroimisen samaan, hyvin pienikokoiseen inertiamittausyksikköön (eng. *inertial measurement unit*, IMU), jonka avulla voidaan tunnistaa sydämen liikkeen kaikki kuusi vapausastetta rintakehän päältä mittaamalla [1]. Yhdistetyllä sensorilla saadaan kerättyä parempaa dataa sydämen liikkeistä kuin esimerkiksi pelkällä kiihtyvyyssanturilla [3]. Kiihtyvyyssanturin signaalista on erotettavissa esimerkiksi aortta- ja mitraaliläppien avautuminen ja sulkeutuminen (kuva 2.5), kun taas gyroskoopin aaltomuoto kuvastaa ennemminkin fysiologisia ilmiöitä, kuten systolis-diastolisia kudospopeuksia [4]. SCG- ja GCG-pohjaisten monitorointilaitteiden kehityksellä olisi mahdollista luoda pitkäaikaiseen ja helppoon kotimonitorointiin soivia puettavia laitteita. Tätä motivoi muun muassa sensoreiden halpa hinta ja hyvä

saatavuus, sekä monipuolisuus ja mahdollisuus esimerkiksi liikkeen, asennon ja aktiivisuuden seuraamiseen. [1] IMU-sensoreita löytyy nykyään myös älypuhelimista, mikä on luonut mahdollisuuksia kehittää kaikille saatavilla olevia älypuhelinpohjaisia sovelluksia sydämen monitorointia varten [4].



Kuva 2.5: SCG-aaltomuoto ja siinä esiintyvät vaiheet verrattuna EKG-signaaliin: Mitraaliläpän sulkeutuminen (eng. *mitral-valve closure*, MC), aorttaläpän avautuminen (eng. *aortic-valve opening*, AO), aorttaläpän sulkeutuminen (eng. *aortic-valve closure* AC), mitraaliläpän avautuminen (eng. *mitral-valve opening* MO) [CC BY 4.0] [13].

# 3 Mekaanisten signaalien esikäsittely

## 3.1 Yleisesti

Mekanokardiografisten signaalien suurin ongelma on valtava määrä kohinaa, jota signaalin joukkoon päätyy. Koska MCG:ssä pyritään mittaamaan sydämen fyysistä liikettä, sensori havaitsee väkisinkin myös kaiken muun kehon liikkeen. Signaalista on siis tunnistettava tarkasti se liike, jonka sydän aiheuttaa rintakehässä. Siitä on suodatettava pois esimerkiksi hengityksen, puheen ja muiden lihasten aiheuttamat liikkeet, samoin kuin kehon ulkopuolelta tuleva tärinä. Muiden liikkeiden aiheuttama kohina voi olla voimakkuudeltaan ja profiililtaan hyvin samankaltainen kuin varsinainen sydämen aiheuttaman liikkeen signaali tai se voi jopa peittää sydämen liikkeen alleen. Tämä tekee MCG-signaalien käsittelystä erittäin haastavaa. [1]

Signaalin käsittely voidaan jakaa karkeasti esikäsittelyyn ja varsinaiseen käsittelyyn, johon kuuluu muun muassa piikkien tunnistusta ja analysointia. Esikäsittelyn aikana signaalista pyritään suodattamaan suurin osa niin sanotusta perustason vaihtelusta (eng. *baseline wandering*), johon voidaan ajatella kuuluvan mm. hengitystä ja muuta hidasta liikettä, joka aiheuttaa signaaliin matalataajuisia kohinaa. Myös satunnainen korkeataajuisen kohinaa poistetaan esikäsittelyn aikana. [14] Näihin voidaan käyttää monia eri metodeja, kuten erilaisia kaistanpäästösuo-  
dattimia (eng. *bandpass filters*, BPF), esimerkiksi Butterworth-suodattimia [4] tai Fourier-muunnokseen pohjautuvia suodattimia [15]. Kaistanpäästösuo-  
dattin päästää

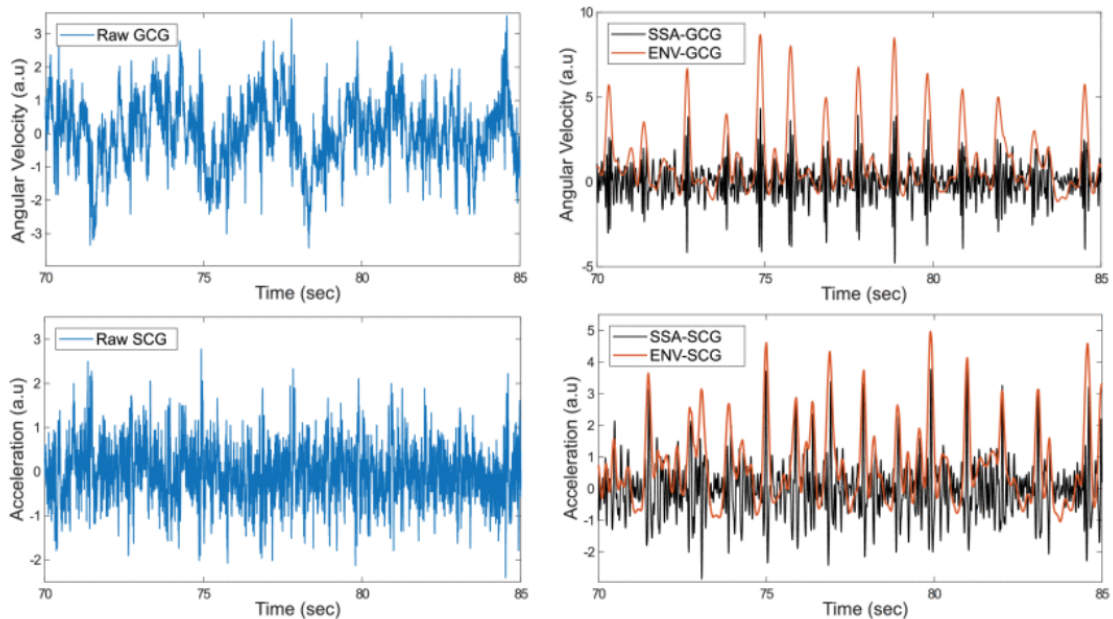
läpi vain valitun taajuusalueen ja poistaa sitä alemmat ja korkeammat taajuudet [14].

## 3.2 Kirjallisuuskatsaus

Tässä kappaleessa käsitellään viidessä eri tutkimuksessa käytettyjä SCG- ja GCG-signaalien esikäsittelymetodeja. Julkaisut ajoittuvat välille 2017-2023. Kirjallisuuskatsauksen tarkoituksena oli selvittää, mitkä eri menetöt ovat yleisimmin käytössä ja onko esikäsittelyyn löydetty kaistanpäästösuodattimien lisäksi muita toimivia ratkaisuja. Tutkimusten tavoitteet ja koeasetelmat olivat vaihtelevia ja erilaisia keskenään tehden varsinaisten tulosten vertailusta haastavaa.

Tadin ym. vuonna 2019 julkaistun tutkimuksen tarkoituksena oli analysoida älypuhelimella havaittavia MCG-signaaleja automatisoitua eteisvärinän tunnistusta varten. SCG- ja GCG-data kerättiin älypuhelimella asettamalla puhelin koehenkilön rintakehälle pituussuunnassa ja näyttö ylöspäin. Koehenkilöitä oli 435 ja näytteenottotaajuus oli 200 Hz. Esikäsittelyssä oli tavoitteena poistaa signaalista kohina ja muovata se sellaiseksi, että piikkien tunnistus ja sen kautta eteisvärinän havaitseminen on mahdollista koneoppimisen avulla. He käyttivät tutkimuksessaan kolmi-vaiheista signaalin esikäsittelyä: SSA-algoritmia (eng. *singular spectrum analysis*), koteloimista (eng. *envelope detection*) ja segmentointia. SSA-algoritmia käytettiin ensimmäisessä vaiheessa kaistanpäästösuodattimien sijaan, sillä kohinan taajuusalueetta ei välttämättä voida määrittää etukäteen, jolloin kaistanpäästösuodatin saattaisi poistaa tärkeää informaatiota signaalista. [16] SSA-algoritmillä signaali jaetaan ensin erilaisiin komponentteihin, kuten trendiin, kohinaan ja syklisiin vaihteluihin. Näistä kootaan vektorimatriisien avulla uusi signaali, jossa halutut osat yhdistetään uudelleen keskiarvoittamalla ja ei-toivotut osat, kuten kohina, poistetaan [17]. SSA-algoritmin avulla onnistuttiin poistamaan kohinaa ja perustrendiä ja tasoitettiin kiihtyvyyss- ja gyroskooppisignaalia. Tämän jälkeen signaaliin käytettiin kote-

lointia, jossa signaaliin laskettiin kotelo liukuvan keskiarvoistussuodattimen avulla. Ensin tuotettiin neljäsosa kokonaiskeskiarvosta painottamalla jokaisen datapisteen kerrointa yhtä paljon. Tämän jälkeen käytettiin keskiarvoistusta kolmion muotoisella ja 8 näytteen eli 40 ms kokoisella ikkunalla ja sitten uudestaan 51 näytteen eli 250 ms kokoisella ikkunalla. Tässä vaiheessa signaalista oli jo erotettavissa selkeitä piikkejä, joista sydämen pulssi oli tunnistettavissa (kuva 3.1). Käytännössä SSA:lla oli poistettu kohina, ja keskiarvoistuksella signaali oli muovattu pulssimuotoiseksi. Viimeisenä yksittäiset akselit poimittiin erillisiksi segmenteiksi, jotta signaalista pystyi poimimaan erilaisia ominaisuuksia (eng. *features*). Tutkimuksessa käytettiin päällekkäistä segmentointia, koska sillä saatiin aikaan kohinan suhteen vakaampi taajuusanalyysi, vaikka se vaatikin enemmän laskentatehoa. Tässä oli tavoitteena löytää paras ikkunan pituus juuri eteisvärinän tunnistukseen. [16]



Kuva 3.1: Tadin ym. esikäsittelyn tuloksia. Sinisellä SCG- ja GCG-raakasignaali. Mustalla SSA-algoritmilla käsitellyt signaalit ja punaisella koteloidut signaalit, joista on jo erotettavissa selkeitä sykettä kuvaavia piikkejä. [CC] [16]

Kaistin ym. vuonna 2019 julkaistun tutkimuksen tavoitteena oli verrata SCG- ja GCG-signaalien piikkien tunnistuksen tarkkuutta terveiden ja sydänsairaiden koehenkilöiden välillä. Tutkimuksessa käytettiin IMU-sensoria, joka sisälsi seismografin ja gyroskoopin. Sensori oli kiinnitetty koehenkilön rintakehään ja näytteenottotaajuutena oli 800 Hz. Terveitä koehenkilöitä oli 29 ja sydänsairaita oli 12. Vertailusignaalina oli EKG. Tuloksissa todettiin, että vaikka piikkien tunnistus onnistui hyvin molemmilla ryhmillä, tunnistustarkkuus oli hieman heikompi sydänsairailta koehenkilöillä kuin terveillä. Terveiden koehenkilöiden tunnistustarkkuus oli 99,9% ja 99,6%, kun taas sydänsairaiden tunnistustarkkuus oli 96,1% ja 95,6%. Signaalien esisuodatuksessa käytettiin kolmannen asteen äärettömän impulssivasteen (eng. *infinite impulse response*, IIR) Butterworth-suodatinta kaistataajuuksilla 0,5-20 Hz, joka rajasi ulkopuolelle trendin ja peruspoikkeaman sekä korkeataajuisen kohinan. Kaistanpäästösuodatin jätti tässä vaiheessa signaaliin vielä paljon kaistan sisäistä kohinaa, koska anturit tunnistivat myös jonkin verran ylimääräistä liikettä, joka on taajuudeltaan samoilla alueilla kuin sydämen varsinaiset liikkeet. Signaalista poistettiin liikehäiriöitä jakamalla se 10 sekunnin jaksoihin, joihin hyödynnettiin Fourier-muunnosta ja liukuvaa keskiarvoistusta. [4]

Myös Hurnanen ym. tavoittelivat vuonna 2017 julkaistussa tutkimuksessaan toimivaa algoritmipohjaista piikkientunnistusmetodia SCG- ja GCG-signaaleille. Algoritmilla pyrittiin ratkaisemaan korkeiden piikkien amplitudien suuresta vaihtelusta johtuvia ongelmia hyödyntämällä kotelointipohjaista suodatusta ja dynaamista tasapainotusta. Mittaukset toteutettiin älypuhelimella 200 Hz näytteenottotaajuudella ja analysoitavaksi päätyi 66 mittausta. Gyroskoopin y-akselin signaalista 0,87% piikeistä jäi tunnistamatta ja 0,31% tunnistetuista piikeistä oli virheellisiä. Tutkimuksessa käytettiin esisuodatukseen IIR Butterworth-suodatinta kaistataajuuksilla 5-30 Hz. Tässäkin tutkimuksessa todettiin kaistanpäästösuodattimen tuovan esiin selkeitä sydämen sykettä kuvaavia piikkejä, mutta signaali ei vielä ollut tarpeek-

si selkeä tietokoneavusteiseen piikkien tunnistukseen. Butterworth-suodatuksen jälkeen aaltojen amplitudia vahvistettiin ja signaalista otettiin itseisarvo. Tämä ajettiin kolmiosuodattimen (eng. *triangle filter*) läpi 0,5 sekuntia pitkällä ikkunalla sillä perusteella, että sydämen lyöntejä kuvastava aaltomuoto muistutti itseisarvon ottamisen jälkeen kolmiota. Tuloksista oli nähtävissä, että sydämen lyönnit erottuvat, mutta niiden amplitudi oli erittäin vaihtelevaa. Piikkien tunnistus oli vielä tässäkin vaiheessa vaikeaa. [3]

Yang ym. pyrkivät vuonna 2018 julkaistussa tutkimuksessaan tunnistamaan sydämen epänormaalia toimintaa SCG- ja GCG-signaalien avulla. Myös tässä tutkimuksessa käytettiin rintakehään kiinnitettyä IMU-sensoria ja koeryhminä oli 12 tervettä ja 12 sydänsairasta henkilöä. Data kerättiin 256 Hz näytteenottotaajuudella. Sydämen epänormaalin toiminnan tunnistavassa algoritmissa hyödynnettiin aikataajuusanalyysia ja koneoppimista. Kokeessa saavutettiin yli 94% tarkkuus. Esisuodatuksessa oli käytössä kolmannen asteen IIR kaistanpäästösuodatin, johon valittiin 0,8-25 Hz taajuusalue. Suodatuksen jälkeen signaali segmentoitiin 10 sekunnin mittaisiksi tallenteiksi hyödyntämällä neliökeskiarvoistusta (eng. *root-mean-square*) kynnyсарvopohjaiseen poissuljentalmenetelmään. Tavoitteena oli luoda segmentit ilman kohinaa aikataajuusanalysointia ja ominaisuuksien generointia varten. [18]

Burian ym. tutkivat vuonna 2023 julkaistussa tutkimuksessaan SCG-signaalien kohinan poistoa autoenkooderien (eng. *autoencoders*) avulla. Mittaukset suoritettiin rintakehään kiinnitettävillä sensoreilla. Ensimmäisessä ryhmässä oli 20 tervettä koehenkilöä, joilta mitattiin SCG, EKG ja hengitys. Toisessa ryhmässä oli 100 sydänsairasta henkilöä ja kolmannessa ryhmässä oli 29 koehenkilöä ja siinä käytettiin erilaisia SCG-sensoria. Erilaisten ryhmien tarkoituksena oli kouluttaa autoenkoodereita. Data uudelleennäytteistettiin 100 Hz taajuudelle ja SCG-signaalin esisuodatuksen valittiin 4. asteen Butterworth-suodatin 5-30 Hz taajuuksilla, jolla onnistuttiin myös poistamaan perustason kohinaa. Tämän jälkeen signaalista poistettiin isoimpia poik-

keamia laskemalla datapisteiden  $z$ -arvo, eli keskiarvosta poikkeava arvo, ja asettamalla kaikki yli arvon 7 saaneet pisteet keskiarvon tasolle. Lopuksi signaali ajettiin liikkuvan ikkunan läpi ja normalisoitiin. Tutkimuksessa verrattiin kaistanpäästösuodatimen käyttöä autoenkoodereiden kanssa tuloksiin joita saatiin, jos kaistanpäästösuodattimia ei käytetty ollenkaan. Tuloksissa verrattiin muun muassa signaalien SNR-lukuja (eng. *signal-to-noise ratio*) ja todettiin, että parhaat tulokset saavutettiin kokeilla, joissa kaistanpäästösuodattimia ei käytetty ollenkaan. Huonoimmat tulokset taas saatiin käyttämällä kaistanpäästösuodatinta autoenkooderien koulutus- tai testidataan. [14]

Erilaisten kaistanpäästösuodattimien käyttö vaikuttaa olevan yleisimmin käytetty metodi mekanokardiografisten signaalien esikäsittelyssä. Tämä ei yleensä ollut esikäsittelyn ainut vaihe, vaan Butterworth-suodattimien lisäksi hyödynnettiin muita keinoja ennen kuin signaalin kanssa edettiin piikkien tunnistukseen. Tässä käsittelystä viidestä tutkimuksesta neljä [4], [18], [3], [14] hyödynsi Butterworth-suodattimia esikäsittelyn ensimmäisessä vaiheessa, mutta kaikki käsittelivät signaalia sen jälkeen jollain metodilla ja sitten ajoivat signaalin uudestaan jonkin toisen suodattimen läpi. Tadi ym. [16] käyttivät pääosin muita menetelmiä kuin kaistanpäästöä. Myös Burian ym. totesivat, että kaistanpäästösuodattimien käyttö ei ole välttämätöntä autoenkooderipohjaisen kohinanpoiston kanssa [14].

Tuloksia ei voida kuitenkaan suoraan verrata keskenään, sillä jokaisessa tutkimuksessa on ollut käytössä erilaiset sensorit, koehenkilöt ja tutkimusasetelmat. Näin ollen jo raakasignaaleissa on todennäköisesti ollut suurta vaihtelua eri tutkimusten välillä. Myöskään selkeää standardoitua menetelmää mekanokardiografisten signaalien käsittelyyn ei ole vielä kehitetty, mikä tekee vertailusta haastavaa. Esikäsittely on ainoastaan signaalin käsittelyn ensimmäinen vaihe, ja varsinaisia vertailukelpoisia tuloksia saadaan vasta piikkien tunnistuksen jälkeen. Tadin ym. [16] käyttämä SSA-algoritmi oli metodi, joka ei poissulkenut tietyn taajuusalueen ulkopuolelle jää-

viä liikkeitä eikä näin ollen vahingossa poistanut tärkeää informaatiota. Tässä tutkimuksessa keskityttiin erityisesti eteisvärinän tunnistukseen, jolloin sydämen liikkeessä on paljon epäyrtmisyttä. On tärkeää, että kaikki tämä liike saadaan mukaan signaaliin eikä sitä vahingossa suljeta pois kaistanpäästösuodattimilla. Myös Burian ym. [14] käyttämät autoenkooderit suoriutuivat paremmin ilman kaistanpäästösuodattimia. Sydämen normaalin rytmin ja piikkien tunnistuksen kannalta kaistanpäästösuodattimet saattavat kuitenkin olla toimiva keino esisuodatuksen ensimmäisessä vaiheessa, mutta muiden keinojen löytäminen olisi tärkeää.

# 4 Soveltava koe: erilaisten esisuodattimien vaikutus signaalin laatuun

## 4.1 Koeasetelma ja tavoitteet

Kokeen tarkoituksena oli syöttää MCG-signaaleja erilaisten esisuodattimien läpi ja verrata tuloksia sekä toisiinsa että vertailukohtana olevaan EKG-signaaliin. Suodate-  
tusta signaalista suoritettiin kaksi vertailua: graafien pohjalta suoritettu silmämää-  
räinen vertailu signaalin laadusta, jossa keskityttiin piikkien erottamiseen ja niiden  
välisen kohinan määrään, sekä laskettuun signaalin ja kohinan väliseen suhteeseen  
eli SNR-lukuun pohjautuva vertailu.

Kokeessa käytettiin Kaistin ym. kokoamaa tietokantaa mekanokardiografisista  
signaaleista, jossa GCG- ja SCG-signaalien havaitsemiseen oli käytetty 6-akselista  
IMU-sensoria ja EKG-vertalusignaali oli mitattu kaksikytkentäisellä EKG:llä. Kaik-  
ki data oli kerätty 800 Hz näytteenottotaajuudella samalla kertaa koehenkilön ol-  
lessa joko selinmakuulla tai makuulla jomman kumman kyljen päällä. Sensorit oli  
kiinnitetty koehenkilön rintakehään teipillä. Tähän kokeeseen valittiin tietokannasta  
I 10 henkilön otanta, jossa kaikki koehenkilöt olivat 23-41 vuotiaita terveitä mies-  
henkilöitä ja jokaiselle oli suoritettu mittaus noin 10 minuutin ajan. [4]

Kokeeseen valittiin neljä eri esisuodatukseen soveltuvaa suodatinta eri tutkimusten perusteella:

- Kaisti ym. [4]: 3. asteen Butterworth-suodatin, 0,5-20 Hz (BPF 1)
- Hurnanen ym. [3]: 2. asteen Butterworth-suodatin, 5-30 Hz (BPF 2)
- Tadi ym. [16]: keskiarvoistus 32 ja 204 näytteen ikkunan koolla (MAF)
- Hurnanen ym. [3]: Kolmiosuodatin (Triangle)

Näiden lisäksi vertailukäytössä oli Pan-Tompkins -algoritmilla suodatettu EKG-signaali.

Kokeen yksinkertaistuksen vuoksi saatavilla olevista MCG-signaaleista (3 SCG-signaalia ja 3 GCG-signaalia) valittiin suodatukseen vain yksi. Signaalin valinta suoritettiin samalla algoritmilla kuin Kaistin ym. tutkimuksessa. Algoritmi valitsee signaaleista sen, jossa on korkein piikkien välinen amplitudi suhteessa absoluuttiseen mediaanin poikkeamaan [4]. Tämän kokeen otannassa käyttöön valikoitui algoritmin perusteella kiihtyvyyssanturin z-akseli. Tadin ym. käyttämät ikkunan koot (8 ja 51) oli mitoutettu 200 Hz näytteenottotaajuudelle [16], joten ne skaalattiin tätä koetta varten 800 Hz näytteenottotaajuuteen, jotta ikkunat pysyivät saman pituisina (40 ja 250 ms).

Signaali normalisoitiin ja syötettiin erikseen kummankin Butterworth-suodattimen ja kolmiosuodattimen läpi vain kerran, mutta keskiarvoistuksen läpi signaali syötettiin kahdesti: ensin 32 näytteen pituisella ikkunalla, minkä jälkeen suodatettu signaali ajettiin suodattimen läpi uudelleen 204 näytteen pituisella ikkunalla. Näistä neljästä suodatetusta signaalista piirrettiin graafit samoin kuin käsittelemättömästä raakasignaalista. Myös verrokkina toimivasta EKG:n raa'asta ja suodatetusta signaalista piirrettiin graafit. Signaalien silmämääräisestä laadusta luotiin referenssikaavake, jonka avulla jokaiselle signaalille määriteltiin arvo väliltä 1-5,

arvon 1 ollessa erittäin heikkolaatuinen, ja arvon 5 ollessa erittäin hyvälaatuinen. Vertailua varten jokainen signaali skaalattiin ajan suhteen samalle välille (125-130 s), mutta amplitudi skaalattiin signaalikohtaisesti niin, että kohinan määrää pystyi silmämääräisesti arvioimaan. Jokaiselle signaalille laskettiin myös SNR-arvo, joita verrattiin sekä toisiinsa että signaalin silmämääräiseen laatuun.

Kokeen tavoitteena oli suorittaa erilaisten esisuodattimien vertailua samalla tietokannalla ja pohtia, miten erilaiset suodattimet vaikuttavat signaalin laatuun ja SNR-lukuun.

## 4.2 Tulokset ja analyysi

Sekä SNR-luvuissa (taulukko 4.1) että silmämääräisessä laadussa (taulukko 4.2) on nähtävissä suuria signaalikohtaisia vaihteluja, mutta keskiarvoja vertailemalla voidaan todeta, että 5-30 Hz 2. asteen Butterworth-suodatin oli tällä koeasetelmalla toimivin suodatin. Myös toisella Butterworth-suodattimella päästiin hyviin tuloksiin, vaikka kumpikaan näistä ei pääse yhtä hyvään SNR-lukuun kuin EKG-signaali.

Taulukko 4.1: SNR-luvut kiihtyvyyssanturin z-akselilta eri suodattimilla sekä ECG verrokkiarvot. Koehenkilön 29 SCG-signaalissa oli niin suuria poikkeamia, että se jätettiin vertailusta pois.

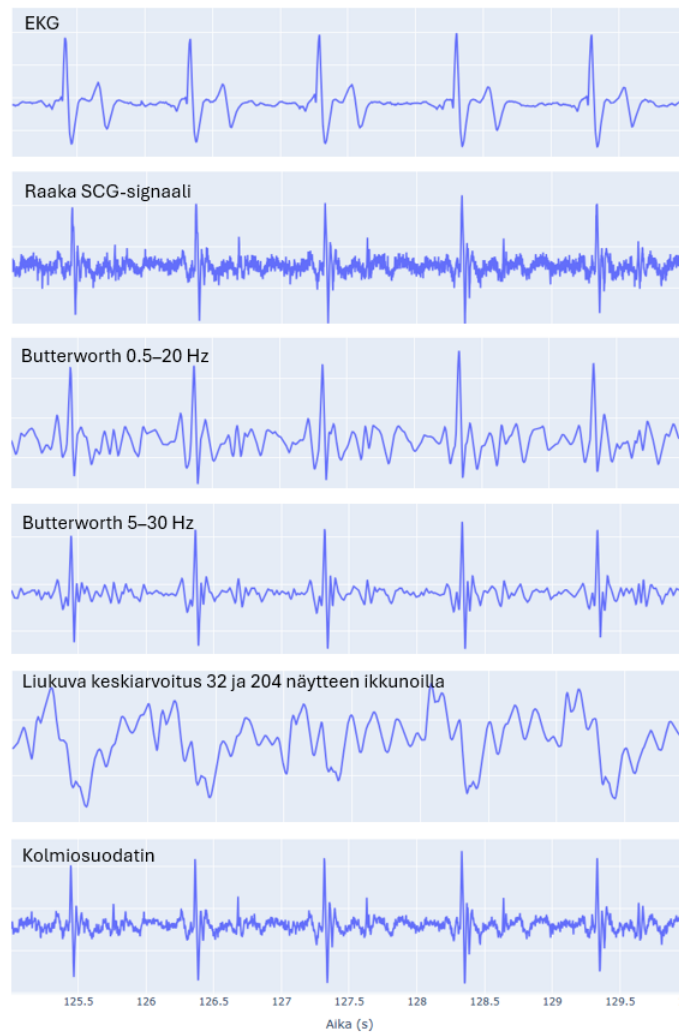
Sub	Raaka	BPF 1	BPF 2	MAF	Triangle	ECG	ECG PT
19	15	18	19	6	15	18	7
20	10	15	12	6	10	4	72
21	6	5	6	3	6	27	70
22	3	39	48	3	3	13	5
23	7	11	6	11	8	16	12
24	7	6	7	2	7	6	4
25	9	4	6	4	8	3	5
26	6	5	6	3	6	3	5
27	7	5	7	3	7	17	10
28	23	10	6	9	14	11	5
29	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	19	37
<b>KA</b>	<b>9.3</b>	<b>11.8</b>	<b>13</b>	<b>4.7</b>	<b>8.4</b>	<b>12.45</b>	<b>21.09</b>

Liukuva keskiarvoistussuodatin oli SNR-luvun ja silmämääräisen laadun osalta heikoin suodatin, ja vaikka kolmiosuodattimella päästiin hieman parempiin tuloksiin, olivat molemmat näistä SNR-luvun keskiarvon osalta heikompia kuin raakasignaalin SNR-luku. Silmämääräisellä arviolla kolmiosuodatin vaikutti poistavan jonkin verran kohinaa ja piikkejä erottui hieman paremmin kuin raakasignaalista. Liukuva keskiarvoistussuodatin taas teki signaalista usein epäselvän ja vaikka se tasoitti kohinaa, signaalista pystyi erottamaan selkeän sykkeen vain muutaman koehenkilön osalta.

Taulukko 4.2: Silmämääräiset arviot signaalin laadusta kiihtyvyyssanturin z-akselilta. Arvo 1 kuvaa heikkoa laatua ja arvo 5 kuvaa erittäin hyvää laatua. Arvolla 0 signaalista ei ole erotettavissa selkeitä piikkejä kohinan joukosta.

Sub	Raaka	BPF 1	BPF 2	MAF	Triangle
19	1	1	2	0	2
20	1	5	4	2	2
21	1	3	3	0	1
22	1	3	4	0	2
23	1	2	2	4	1
24	1	3	4	1	2
25	1	2	3	1	2
26	1	3	3	0	2
27	1	3	3	5	2
28	1	3	3	0	2
29	1	2	3	0	1
<b>KA</b>	<b>1</b>	<b>2.73</b>	<b>3.09</b>	<b>1.18</b>	<b>1.73</b>

Tarkastellaan esimerkkinä koehenkilöä 20. Kuvassa 4.1 nähdään, että signaalista on erotettavissa selkeitä piikkejä lähes kaikilla suodattimilla ja kohinan poisto on ollut onnistunutta erityisesti kaistanpäästösuodattimilla. Silmämääräisen laadun ja SNR-lukujen välillä on myös selkeää korrelaatiota. Keskiarvoistussuodattimella selkeitä piikkejä ei erota yhtä hyvin kuin muilla suodattimilla.



Kuva 4.1: SCG:n z-akselin raaka signaali ja eri esisuodattimien vaikutus signaaliin sekä suodatettu EKG-signaali koehenkilöltä 20.

Tuloksia analysoidessa on otettava huomioon, että kokeessa käytettiin erittäin yksinkertaistettua koeasetelmaa, jossa signaaleille ei valittujen suodattimien ja normalisoinnin lisäksi tehty muuta esikäsittelyä. Monissa signaaleissa oli esimerkiksi suuria poikkeamia, jotka jäivät vääristämään tuloksia, sillä mitään poikkeamien tunnistusta tai poistoa ei suoritettu. Keskiarvoistussuodattimen heikkoja tuloksia selittää osin se, että sitä ei yleensä käytetä esisuodatukseen yksin, vaan signaalia on jo käsitelty muilla tavoin. Tämä nähdään myös Tadin ym. tutkimuksessa, jossa

käytössä oli ensin SSA-algoritmi, joka poisti jo ison osan kohinasta, ja keskiarvoistuksen tarkoituksena oli muovata ja tasoittaa signaalia [16]. Kun keskiarvoistusta yritti käyttää suoraan raakaan signaaliin, se tasoitti koko signaalin muotoa kohinan mukaan lukien, ja signaalista oli lopulta hyvin vaikeaa erottaa sydämen lyönnin aiheuttamia piikkejä. Myös kolmiosuodatinta käytettiin Hurnasen ym. tutkimuksessa vasta kaistanpäästösuodattimen ja itseisarvon ottamisen jälkeen, jolloin suodatuksen tulokset olivat lupaavia [3]. Kuitenkin yksinään kolmiosuodattimen käyttö jätti signaaliin suhteellisen suuren määrän perustason kohinaa, mutta piikit erottuivat useimmiten selkeinä.

## 5 Yhteenveto

Työ toteutettiin kirjallisuuskatsauksen ja kokeellisen työn yhdistelmänä. Tutkimuskysymykseen yksi vastattiin kirjallisuuskatsauksen perusteella. Tutkimuskysymystä kaksi pohdittiin myös kokeellisen osion kautta.

Vastauksena siihen, miten MCG-signaaleja esisuodatetaan, saatiin tulokseksi useita eri tekniikoita. Suosituimmiksi osoittautuivat erilaiset kaistanpäästösuodattimet, kuten Butterworth-suodattimet, mutta ne eivät useimmiten olleet esikäsittelyn ainoa vaihe. Näiden lisäksi käytössä oli keskiarvoistukseen perustuvia suodattimia, kolmiosuodattimia, segmentointia ja poikkeamien poistoa. Kaistanpäästösuodattimet saattavat kuitenkin poistaa signaalista olennaista informaatiota, jolloin olisi tärkeää löytää myös muita keinoja esisuodatukseen, kuten esimerkiksi SSA-algoritmi tai koneoppimiseen perustuvat autoenkooderit.

Vastausta siihen, miten MCG-signaalien esisuodatus vaikuttaa piikkien tunnistukseen ja kohinan määrään, voidaan pohtia sekä kirjallisuuskatsauksen että kokeellisen osion kautta. Esikäsittelyn tarkoituksena on poistaa signaalista mahdollisimman suuri määrä kohinaa ja muovata se sellaiseksi, että piikkien tunnistus on mahdollista. Erilaisten suodattimien ja menetelmien yhdisteleminen vaikuttaa olevan toimivin ratkaisu, sillä pelkästään yhtä suodatinta käyttämällä signaaliin jää usein vielä paljon kohinaa. Jos käytetään vain yhtä suodatinta, on jonkinlainen kaistanpäästösuodatin hyvä ratkaisu, mutta tässäkin tapauksessa taajuuksia ei kannata rajata liikaa pois, ettei tule poistaneeksi tärkeää informaatiota. Piikkien tunnistuk-

sen kannalta Butterworth-suodattimet ovat yksinkertaistetun koeasetelman mukaan toimivia. Liukuva keskiarvoistussuodatin taas ei varsinaisesti poista signaalista kohinaa vaan muovaa signaalia tasaisemmaksi ja helpommin käsiteltäväksi eikä näin ollen sovellu suoraan raakaan signaaliin yksin käytettäväksi. Myös kolmiosuodatin vaatisi ensimmäiseksi vaiheeksi jonkin toisen suodattimen toimiakseen paremmin.

Tulevaisuudessa olisi tärkeää löytää MCG-signaalien esisuodatukseen enemmän menetelmiä, jotka eivät vaadi suoraan taajuuksiin pohjautuvaa kohinan poistoa. Jos mekanokardiografisilla signaaleilla pyritään tunnistamaan esimerkiksi eteisvärinää tai muita sydämen epärytmisyyksiä, olisi yhä olennaisempaa, että signaalista ei vahingossa poisteta tärkeää informaatiota kaistanpäästösuodattimilla. Esimerkiksi koko ajan kehittyviä koneoppimismalleja voitaisiin hyödyntää enemmän jo esisuodatukseen, sillä ne voisivat olla parempia tunnistamaan signaalien yksillöllisiä eroja. Myös standardoidut menetelmät MCG-signaalien esikäsittelyyn parantaisivat tutkimusten vertailtavuutta. Esimerkiksi kokonaisvaltaisten esikäsittelymetodien testaaminen samaan tietokantaan voisi luoda vertailukelpoisempia tuloksia eri suodattimien toimivuudesta.

# Lähdeluettelo

- [1] Y. D’Mello, J. Skoric, S. Xu et al., ”Real-Time Cardiac Beat Detection and Heart Rate Monitoring from Combined Seismocardiography and Gyrocardiography”, *Sensors*, vol. 19, nro 16:3472, 2019. DOI: 10.3390/s19163472.
- [2] M. Elgendi, W. Wu, C. Guan ja C. Menon, ”Revolutionizing smartphone gyrocardiography for heart rate monitoring: overcoming clinical validation hurdles”, vol. 10, 2023. DOI: 10.3389/fcvm.2023.1237043.
- [3] T. Hurnanen, M. Kaisti, M. J. Tadi et al., ”Heartbeat Detection Using Multidimensional Cardiac Motion Signals and Dynamic Balancing”, *IFMBE Proceedings*, vol. 65, s. 896–899, 2017. DOI: 10.1007/978-981-10-5122-7\_224.
- [4] M. Kaisti, M. J. Tadi, O. Lahdenoja et al., ”Stand-Alone Heartbeat Detection in Multidimensional Mechanocardiograms”, *IEEE Sensors Journal*, vol. 19, nro 1, s. 234–242, 2019. DOI: 10.1109/JSEN.2018.2874706.
- [5] N. Sperelakis, A. Terzic, Y. Kurachi ja M. V. Cohen, *Heart Physiology and Pathophysiology*, 4th edition. San Diego: Academic Press, 2001, ISBN: 978-0-12-656975-9.
- [6] Wikimedia Commons contributors, *Heart with numbered labels*, Haettu: 18.02.2025, 2023. url: [https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Diagram\\_of\\_the\\_human\\_heart\\_\(multilingual\).svg](https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Diagram_of_the_human_heart_(multilingual).svg).

- 
- [7] M. A. Quiroz-Juárez, O. Jiménez-Ramírez, R. Vázquez-Medina, E. Ryzhii, M. Ryzhii ja J. L. Aragón, "Cardiac Conduction Model for Generating 12 Lead ECG Signals With Realistic Heart Rate Dynamics", *IEEE Transactions on NanoBioscience*, vol. 17, nro 4, s. 525–532, 2018. DOI: 10.1109/TNB.2018.2870331.
- [8] Wikimedia Commons contributors, *Sinus Rythm Labels*, Haettu: 13.03.2025, 2006. url: <https://en.wikipedia.org/wiki/File:SinusRhythmLabels.png>.
- [9] A. Dinh, Y. Choi ja S.-B. Ko, "A heart rate sensor based on seismocardiography for vital sign monitoring systems", s. 000 665–000 668, 2011. DOI: 10.1109/CCECE.2011.6030536.
- [10] M. J. Tadi, E. Lehtonen, M. Pankkäälä et al., "Gyrocardiography: A new non-invasive approach in the study of mechanical motions of the heart. Concept, method and initial observations", s. 2034–2037, 2016. DOI: 10.1109/EMBC.2016.7591126.
- [11] R. Dürichen, K. D. Verma, S. Y. Yee et al., "Prediction Of Electrocardiography Features Points Using Seismocardiography Data: A Machine Learning Approach", *ISWC '18: Proceedings of the 2018 ACM International Symposium on Wearable Computers*, s. 96–99, 2018. DOI: 10.1145/3267242.3267283.
- [12] Wikimedia Commons contributors, *Six Degrees of Freedom*, Haettu: 13.03.2025, 2015. url: <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:6DOF.svg>.
- [13] M. Di Rienzo, F. Rizzo ja P. Lombardi, "SeisMote: A Multi-Sensor Wireless Platform for Cardiovascular Monitoring in Laboratory, Daily Life, and Telemedicine", *Sensors*, vol. 20, nro 3:680, 2020. DOI: 10.3390/s20030680.

- 
- [14] J. Burian, H. Toedtman, M. Haescher, M. Aehnelt ja A. Kuijper, "Making Noise - Improving Seismocardiography Based Heart Analysis With Denoising Autoencoders", *iWOAR '23: Proceedings of the 8th international Workshop on Sensor-Based Activity Recognition and Artificial Intelligence*, nro 24, s. 1–9, 2023. DOI: 10.1145/3615834.3615847.
- [15] S. Mehrang, O. Lahdenoja, M. Kaisti et al., "Classification of Atrial Fibrillation and Acute Decompensated Heart Failure Using Smartphone Mechanocardiography: A Multilabel Learning Approach", *IEEE Sensors Journal*, vol. 20, nro 14, s. 7957–7968, 2020. DOI: 10.1109/JSEN.2020.2981334.
- [16] M. Jafari Tadi, S. Mehrang, M. Kaisti et al., "Comprehensive Analysis of Cardiogenic Vibrations for Automated Detection of Atrial Fibrillation Using Smartphone Mechanocardiograms", *IEEE Sensors Journal*, vol. 19, nro 6, s. 2230–2242, 2019. DOI: 10.1109/JSEN.2018.2882874.
- [17] H. Hassani, "Singular Spectrum Analysis: Methodology and Comparison", *Journal of Data Science*, vol. 5, nro 2, s. 239–257, 2007. url: <https://mpa.ub.uni-muenchen.de/4991/>.
- [18] C. Yang, N. D. Aranoff, P. Green ja N. Tavassolian, "A Binary Classification of Cardiovascular Abnormality Using Time-Frequency Features of Cardio-mechanical Signals", s. 5438–5441, 2018. DOI: 10.1109/EMBC.2018.8513644.