

Santeri Saariokari

VEDENLAISEN ÄÄNIAALLON TULOSUUNNAN MÄÄRITYS

Teknis-luonnontieteellinen tiedekunta
Kandidaatintutkielma
Tammikuu 2019

TIIVISTELMÄ

Santeri Saariokari: Vedenalaisen ääniaallon tulosuunnan määrittäminen
Kandidaatintutkielma
Tampereen yliopisto
Teknis-luonnontieteellinen tutkinto-ohjelma
Tammikuu 2019

Tässä työssä esitellään koejärjestely vedenalaisen ääniaallon tulosuunnan selvittämiseksi. Kokeen tarkoituksena oli arvioida erilaisten tulosuunta-algoritmien (direction of arrival, DOA) suorituskykyä tapauksessa, jossa äänisignaali vastaanotetaan alle metrin kokoisella hydrofonitelineellä. Koejärjestelyssä liikkuva äänilähde ohitti hydrofonijärjestelmän, joka tallensi äänilähteen akustisen signaalin. Äänilähteen suunta sensorijärjestelmän suhteen määritettiin koko ohituksen ajan, jolloin ohituksen aikana esiintyvät paikannuksen menetelmävirheet tulivat esiin.

Algoritmien arviointiperusteena oli tuloksen oikeellisuus sekä laskennallinen tehokkuus. Laskenta suoritettiin alkuperäisellä 16-bittisellä mittausdatalla, sekä siitä muunnetulla 1-bittisellä datalla. Vertailtavat menetelmät olivat Bartlett-, MVDR-, ja MUSIC- keilanmuodostukset sekä aikaeroon perustuvat CC- ja GCC-PHAT -ristikorrelaatioestimaattorit. Vertailu suoritettiin arvioimalla, miten hyvin algoritmin antama tulos vastasi tunnettujen suureiden avulla määritettyä laskennallista arvoa. Tarkimmat tulokset saatiin aikaeroon perustuvilla menetelmillä sekä 1- että 16-bittistä mittausdataa hyödynnettäessä. Kaikki menetelmät antoivat tarkemman tuloksen äänen tulosuunnasta vaakasuunnassa kuin pystysuunnassa.

Avainsanat: direction of arrival, beamforming, underwater acoustics

Tämän julkaisun alkuperäisyys on tarkastettu Turnitin OriginalityCheck –ohjelmalla.

SISÄLLYS

1. Johdanto	1
2. Teoria	2
2.1 Aikaeron määrittäminen ristikorrelaation avulla	2
2.2 Signaalin tulokulman määrittäminen aikaeron avulla	4
2.3 Keilanmuodostus	5
2.3.1 Ohjausvektori	6
2.3.2 Käytetyt keilanmuodostusmenetelmät	6
3. Mittausjärjestelmä	8
4. Tulosten analysointi	11
4.1 Suunnan laskennalliset arvot	11
4.2 Tulosten arviointi	12
5. Yhteenveto	16
Lähteet	17

LYHENTEET JA MERKINNÄT

CC	Cross Correlation, ristikorrelaatio
DOA	Direction Of Arrival, signaalin tulosuunta
GCC	Generalized Cross-Correlation, ristikorrelaatio spektripainotetusta signaalista
PHAT	Phase Transform, eräs ristikorrelaation painofunktio
TDOA	Time Difference Of Arrival, saapuvan signaalin aikaero eri vastaanottimien välillä
MATLAB	Matrix laboratory, numeerinen laskentaohjelma
MUSIC	Multiple Signal Classification, keilanmuodostusalgorithmi
MVDR	Minimum Variance Distortionless Response, keilanmuodostusalgorithmi
a	Vektori
x (<i>t</i>)	Ajanhetkellä <i>t</i> mitattu signaali
τ	Aikaero
A	Matriisi
$\hat{\mathbf{A}}$	Estimaatti
\mathbf{A}^T	Transpoosi
\mathbf{A}^*	Kompleksikonjugaatti
\mathbf{A}^H	Konjugaattitranspoosi
\mathbf{A}^{-1}	Käänteismatriisi
$E\{\cdot\}$	Odotusarvo
<i>i</i>	Imaginääriyksikkö, $\sqrt{-1}$
R	Ristikorrelaatio
C	Kovarianssi
β	Signaalin vaimenemiskerroin
k	Aaltovektori
θ	Pallokoordinaatiston napakulma
φ	Pallokoordinaatiston atsimuuttikulma

1. JOHDANTO

Signaalin tulosuunnan määrittäminen on tarpeellinen toimenpide monenlaisissa teknologisissa sovelluksissa kuten tutkalaitteissa, tietoliikennejärjestelmissä [12] sekä robotiikassa [11]. Vedenalaisen äänisignaaliin liittyvissä sovelluksissa käytetään useimmiten aktiivisia järjestelmiä kuten kaikuluotaimia, joilla saadaan tietoa muun muassa pohjanmuodoista ja vedessä olevista kaloista. Kaikuluotauksessa laitteisto lähettää äänisignaalin, joka heijastuu tiellään olevista esteistä palaten takaisin kaikuna. Tässä työssä käytetty passiivinen laitteisto ei synnytä itse tutkittavaa signaalia, vaan tutkii ulkoisen äänilähteen aiheuttamaa herätettä. Tämän tyyppisen järjestelmän etuna on huomaamattomuus sekä alhainen tehonkulutus.

Luonnon vesialueet ovat akustisilta ominaisuuksiltaan haastavia, sillä äänen etenemiseen vaikuttavat oleellisesti heijastukset sekä vaihtelevat äänen nopeudet. Matalissa vesialueissa kuten Itämeressä, pinnan ja pohjan vaikutus on merkittävä [1]. Häiriöääniä syntyy pinnan aallokosta, tuulesta sekä veden virtauksesta. Ääniaallot heijastuvat pinnasta, pohjasta sekä eri lämpöisten vesikerrosten rajapinnoista [13]. Olosuhteiden aiheuttamia systemaattisia virheitä tapahtuu paljon, ja niitä voidaan tutkia määrittämällä tulosuunta pitkällä aikavälillä äänilähteen liikkua.

Vedenalaiset olosuhteet ovat edellä mainittujen seikkojen takia vaikeasti ennustettavat, joten käytännön testit ovat välttämättömiä todellisen suorituskyvyn selvittämiseksi. Tässä työssä vertaillaan viiden eri tulosuunta-algoritmin avulla saatuja tuloksia kvalitatiivisesti, jolloin saadaan tietoa kunkin algoritmin suorituskyvystä sekä ympäristön aiheuttamista virheistä.

2. TEORIA

Äänen tulosuuntaa estimoidaan tässä työssä hydrofonien välisen aikaeron avulla sekä käyttäen kolmea keilanmuodostusalgoritmia. Hydrofonien välinen aikaero aiheutuu hydrofonien eri etäisyyksistä äänilähteeseen ja se voidaan määrittää ristikorrelaation avulla (kappale 2.1). Aikaeron avulla saadaan selville signaalin tulokulma, kun äänennopeus approksimoidaan vakioksi hydrofonien läheisyydessä (kappale 2.2). Keilanmuodostusta käytetään yleisesti tietystä suunnasta tulevan signaalin kohinan poistoon, mutta niiden avulla on mahdollista määrittää myös signaalin tulosuunta. Tässä teoksessa tutkittavat keilanmuodostusalgoritmit ovat Bartlett-, MVDR- (*Minimum Variance Distortionless Response*) sekä MUSIC- (*Multiple Signal Classification*) keilanmuodostajat. Menetelmät esitellään tarkemmin kappaleessa 2.3.

Tulevasta signaalista tehdään approksimaatioita, joiden avulla tilanteen mallintaminen helpottuu. Äänilähde approksimoidaan pistemäiseksi, isotrooppiseksi lähteeksi ja ääniaalto tasoaalloksi, kun se osuu mittalaitteistoon. Väliaine oletetaan ideaaliseksi siten, että sillä on vakioarvoinen vaimenemiskerroin. Ääniaallon oletetaan etenevän vedessä joka suuntaan yhdenmukaisesti, ja kaiut oletetaan algoritmin sisäisen toiminnan kannalta merkityksettömiksi. Mittalaitteissa esiintyvä häiriö oletetaan korreloimattomaksi valkoiseksi kohinaksi (*white noise*).

2.1 Aikaeron määrittäminen ristikorrelaation avulla

Määritellään vektori \mathbf{k} siten, että se on tasoaallon etenemissuunnan mukainen ja sen suuruus on muotoa

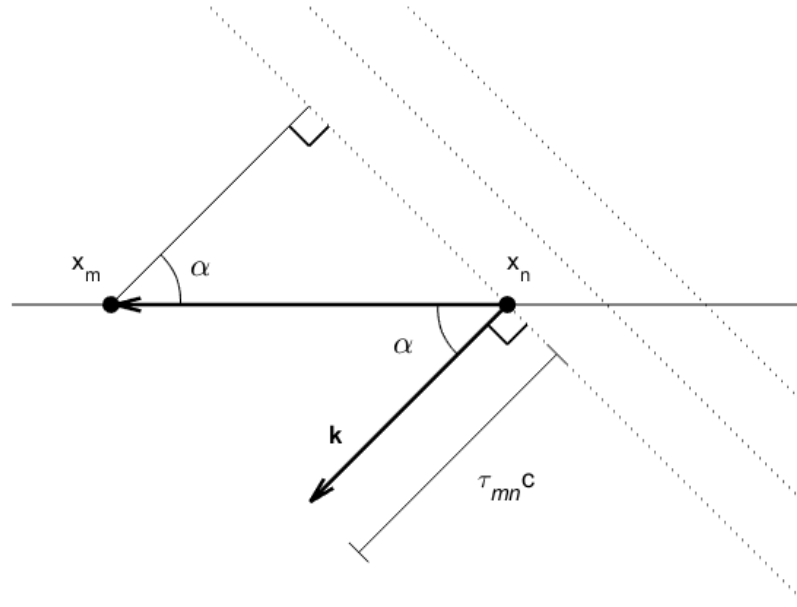
$$\|\mathbf{k}\| = \frac{1}{c}, \quad (2.1)$$

jossa c on aallon etenemisnopeus. Aikaeroa laskiessa hydrofoneihin m ja n saapuvat signaalit $\mathbf{x}_1(t)$ ja $\mathbf{x}_2(t)$ esitetään muodossa

$$\mathbf{x}_1(t) = \mathbf{s}(t) + \mathbf{n}_1(t), \quad (2.2)$$

$$\mathbf{x}_2(t) = \beta \mathbf{s}(t + \tau) + \mathbf{n}_2(t), \quad (2.3)$$

jossa β on vaimenemiskerroin, \mathbf{s} häiriötön signaali, \mathbf{n}_1 ja \mathbf{n}_2 mikrofoneissa esiintyvät häiriösignaalit sekä τ signaalien aikaero (kuva 2.1).



Kuva 2.1 Tasoallon määrittävä vektori \mathbf{k} ja hydrofonien m ja n välinen aikaero τ_{mn} , kun tasoalto osuu hydrofoneihin kulmassa α

Signaalien välinen ristikorrelaatio (*cross-correlation*) on

$$R_{x_1x_2}(\tau) = E\{\mathbf{x}_1(t)\mathbf{x}_2(t - \tau)\}, \quad (2.4)$$

jossa $E\{\cdot\}$ on odotusarvo. Signaalien väliselle aikaerolle τ saadaan estimaatti $\hat{\tau}$ laskemalla, millä muuttujan τ arvolla signaalien välinen ristikorrelaatio saa suurimman arvonsa [6] eli

$$\hat{\tau} = \arg \max_{\tau} \{R(\tau)\}. \quad (2.5)$$

Saatua tulosta voidaan käyttää äänen tulokulman määrittämiseen yhtälön (2.14) avulla [4]. Tällöin menetelmästä käytetään nimitystä cross-correlation (CC) [5]. Selvyden vuoksi lyhenne CC viittaa tässä työssä kyseiseen menetelmään ja merkintä $R_{x_1x_2}(\tau)$ yhtälöön (2.4).

Edellisellä tavalla saatua tulosta voidaan mahdollisesti parantaa muuntamalla signaali taajuustasoon Fourier-muunnoksella, jolloin eri taajuuksille voidaan antaa eroavia painoker-toimia. Tällöin puhutaan yleisestä ristikorrelaatiosta (*general cross-correlation, GCC*) [8, 10]. Ristikorrelaation yhteys spektritehoon (*power spectral density*) G saadaan Fourier-

muunnoksella

$$R_{x_1x_2}(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} G_{x_1x_2}(f)e^{i2\pi f\tau} df, \quad (2.6)$$

jossa f on taajuus ja i imaginääriyksikkö. Tällä tavoin ristikorrelaatiota laskiessa voidaan eri taajuuksia painottaa painofunktiolla (*weighting function*) $\Psi(f)$. Painotetun signaalin ristikorrelaatio on

$$R_{y_1y_2}^{(g)}(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} \Psi(f)G_{x_1x_2}(f)e^{i2\pi f\tau} df. \quad (2.7)$$

Käytännön sovelluksissa saamme vain rajallisen määrän mittauspisteitä, joista laskemalla estimaatin $\hat{G}_{x_1x_2}(f)$ saamme ristikorrelaatiolle arvon

$$\hat{R}_{y_1y_2}^{(g)}(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} \Psi_g(f)\hat{G}_{x_1x_2}(f)e^{i2\pi f\tau} df. \quad (2.8)$$

Tässä työssä tarkastellaan painofunktioita $\Psi(f) = 1$ (CC) sekä $\Psi(f) = \frac{1}{|G(f)|}$ (*Phase Transform*, PHAT). [6] Näistä ensimmäisessä ei tapahdu painotusta ollenkaan, joten se voidaan toteuttaa ilman Fourier-muunnosta. Tämä tekee prosessista laskennallisesti kevyemmän.

2.2 Signaalin tulokulman määrittäminen aikaeron avulla

Määritellään sensorien m ja n välinen vektori

$$\mathbf{x}_{mn} = \mathbf{x}_n - \mathbf{x}_m, \quad (2.9)$$

jossa \mathbf{x}_m ja \mathbf{x}_n ovat sensorien paikkavektorit karteesisessa koordinaatistossa. Aaltorintaman osuessa sensoreihin m ja n , on niiden välinen aikaero \mathbf{k} :n avulla ilmaistuna

$$\tau_{mn} = \mathbf{k}^T \mathbf{x}_{mn}. \quad (2.10)$$

Koko sensorijärjestelmän aikaerovektori sisältää kaikkien sensoriparien väliset aikaerot

$$\mathbf{d} = \left[\tau_{m_1n_1} \quad \tau_{m_2n_2} \quad \cdots \quad \tau_{m_Kn_K} \right]^T, \quad (2.11)$$

kun järjestelmässä on K sensoria. Määritellään

$$\mathbf{d} = V\mathbf{k}, \quad (2.12)$$

jossa V on sensorivektorimatriisi

$$V = \left[\mathbf{x}_{m_1n_1} \quad \mathbf{x}_{m_2n_2} \quad \cdots \quad \mathbf{x}_{m_Kn_K} \right]^T. \quad (2.13)$$

Mikäli sensorivektorimatriisi sekä aikaerovektori ovat selvillä, yhtälöstä (2.12) voidaan ratkaista aaltorintaman kulkusuunta:

$$\mathbf{k} = V^{-1}\mathbf{d}. \quad (2.14)$$

Pienimmän neliösumman menetelmä (PNS) antaa edellisen yhtälön ratkaisuksi

$$\mathbf{k}_{PNS} = (V^T V)^{-1} V^T \mathbf{d}. \quad (2.15)$$

Aaltorintaman tulosuunta on \mathbf{k} :ta vastaan eli vektorin $-\mathbf{k}$ suuntainen. [4]

2.3 Keilanmuodostus

Keilanmuodostus tarkoittaa sensorijärjestelmän suuntaamista vaihe-eron avulla siten, että vastaanotettu teho saadaan maksimoitua. Suunta, joka antaa suurimman vastaanottotehon on signaalin tulosuunta. Suuntaaminen tapahtuu muodostamalla mitatusta signaalista lineaarikombinaatio

$$\mathbf{y}(t) = \sum_{n=1}^N w_n^* x_n(t) = \mathbf{w}^H \mathbf{x}(t), \quad (2.16)$$

jossa \mathbf{w} parametroitava painovektori ja N signaalin pituus. Tälle määritetty teho on

$$P(\mathbf{w}) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |\mathbf{y}(t)|^2 = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \mathbf{w}^H \mathbf{x}(t) \mathbf{x}^H(t) \mathbf{w}. \quad (2.17)$$

Signaalin kovarianssi määritellään

$$\mathbf{C} = E\{\mathbf{x}(t)\mathbf{x}^T(t)\}, \quad (2.18)$$

jossa $E\{\cdot\}$ on odotusarvo. Mitatun signaalin kovarianssiin sisältyy valkoiseksi kohinaksi approksimoitua häiriötä, jolloin kovarianssi voidaan ilmaista muodossa

$$\mathbf{C} = \mathbf{A}\mathbf{S}\mathbf{A}^H + \sigma^2\mathbf{I} = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{U}^H, \quad (2.19)$$

jossa \mathbf{A} on ohjausvektorimatriisi (määritelty luvussa 2.3.1), \mathbf{S} häiriöttömän signaalin kovarianssi, σ^2 häiriön varianssi ja \mathbf{I} identiteettimatriisi. Kovarianssin tarkka arvo ei ole tiedossa, joten sille muodostetaan keskiarvon avulla estimaatti

$$\hat{\mathbf{C}} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \mathbf{x}(t)\mathbf{x}^H(t), \quad (2.20)$$

jossa N on tutkittavan näytteen pituus. Saadun tuloksen avulla yhtälö (2.17) saadaan

muotoon

$$P(\mathbf{w}) = \mathbf{w}^H \hat{\mathbf{C}} \mathbf{w}. \quad (2.21)$$

Tämä on vastaanotetun tehon yleinen lauseke, jonka muuttujana on vain painovektori \mathbf{w} . [7]

2.3.1 Ohjausvektori

Tutkitaan sensorijärjestelmää, jossa K sensoria vastaanottaa M kapeakaistaista signaalia kulmissa $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_M$. Järjestelmän havaitsema signaali voidaan ilmaista muodossa

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{x}(t) + \mathbf{n}(t), \quad (2.22)$$

jossa $\mathbf{x}(t)$ on hyötysignaali ja $\mathbf{n}(t)$ valkoista kohinaa. Hyötysignaali voidaan edelleen ilmaista muodossa

$$\mathbf{x}(t) = \sum_{m=1}^M \mathbf{a}(\theta_m) \mathbf{s}_m(t), \quad (2.23)$$

jossa $\mathbf{a}(\theta_m)$ on järjestelmän geometriasta ja signaalin aallonpituudesta riippuva ohjausvektori ja $\mathbf{s}_m(t)$ informatiivinen signaali. Ohjausvektori ilmaisee sensorijärjestelmän vasteen (*array response*) suunnassa θ_m ja on määritelty

$$\mathbf{a}(\theta) = \begin{bmatrix} a_1(\theta) & a_2(\theta) & \dots & a_K(\theta) \end{bmatrix}^T. \quad (2.24)$$

Kahden sensorin välinen termi $a(\theta)$ on määritelty kaavalla

$$a(\theta) = e^{j\phi}, \quad (2.25)$$

jossa

$$\phi = -\frac{\omega}{c} d \cos \theta \quad (2.26)$$

d :n ollessa sensorien etäisyys, c signaalin etenemisnopeus ja ω vaihenopeus. [7] Ohjausvektorimatriisi \mathbf{A} muodostuu ohjausvektoreista

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{a}(\theta_1) & \mathbf{a}(\theta_2) & \dots & \mathbf{a}(\theta_M) \end{bmatrix}. \quad (2.27)$$

2.3.2 Käytetyt keilanmuodostusmenetelmät

Bartlett-keilanmuodostus (*Bartlett beamforming*) on yksinkertainen algoritmi, joka käyttää painovektorina ohjausvektoria $\mathbf{a}(\theta)$. Sijoittamalla $\mathbf{w} = \mathbf{a}(\theta)$ yhtälöön (2.21) tulee tehofunktioksi

$$P(\theta) = \mathbf{a}^H(\theta) \hat{\mathbf{C}} \mathbf{a}(\theta) \quad (2.28)$$

Signaalin tulosuunta on kulma, joka tuottaa tehon maksimiarvon.

Hienostuneempi vaihtoehto edelliselle on MVDR (*Minimum Variance Distortionless Response, Capon's beamformer*), joka pyrkii minimoimaan melun ja muista suunnista kuin kulmasta θ saapuvat signaalit. Kyseessä on siis optimointiongelma

$$\min P(\mathbf{w}) : \mathbf{w}^H \mathbf{a}(\theta) = 1. \quad (2.29)$$

Ratkaisu saadaan käyttämällä esimerkiksi Lagrangen kertoimia, jolloin painovektoriksi tulee

$$\mathbf{w} = \frac{\hat{\mathbf{C}}^{-1} \mathbf{a}(\theta)}{\mathbf{a}^H(\theta) \hat{\mathbf{C}}^{-1} \mathbf{a}(\theta)} \quad (2.30)$$

Sijoittamalla \mathbf{w} yhtälöön (2.21), tehoksi saadaan

$$P(\theta) = \frac{1}{\mathbf{a}^H(\theta) \hat{\mathbf{C}}^{-1} \mathbf{a}(\theta)}. \quad (2.31)$$

MVDR on laskennallisesti raskaampi kuin Bartlett käänteismatriisin määrittämisen takia. [9, s. 273-280]

Kahdesta edellisestä metodista eroavan ratkaisun tarjoaa MUSIC (*Multiple Signal Classification*), joka perustuu kovarianssimatriisin ominaisarvohajotelmaan. Yhtälön (2.19) mukaisesti

$$\mathbf{C} = \mathbf{A} \mathbf{S} \mathbf{A}^H + \sigma^2 \mathbf{I} = \mathbf{U}_s \mathbf{\Lambda}_s \mathbf{U}_s^H + \mathbf{U}_n (\sigma^2 \mathbf{I}) \mathbf{U}_n^H = \mathbf{U}_s \mathbf{\Lambda}_s \mathbf{U}_s^H + \mathbf{U}_n \mathbf{\Lambda}_n \mathbf{U}_n^H, \quad (2.32)$$

jossa $\mathbf{\Lambda}_s$ sisältää hyötysignaalien ja $\mathbf{\Lambda}_n$ kohinan ominaisarvot. Kokeellisesti määritetyllä kovarianssimatriisilla saadaan estimaatti

$$\hat{\mathbf{C}} = \hat{\mathbf{U}}_s \hat{\mathbf{\Lambda}}_s \hat{\mathbf{U}}_s^H + \hat{\mathbf{U}}_n \hat{\mathbf{\Lambda}}_n \hat{\mathbf{U}}_n^H. \quad (2.33)$$

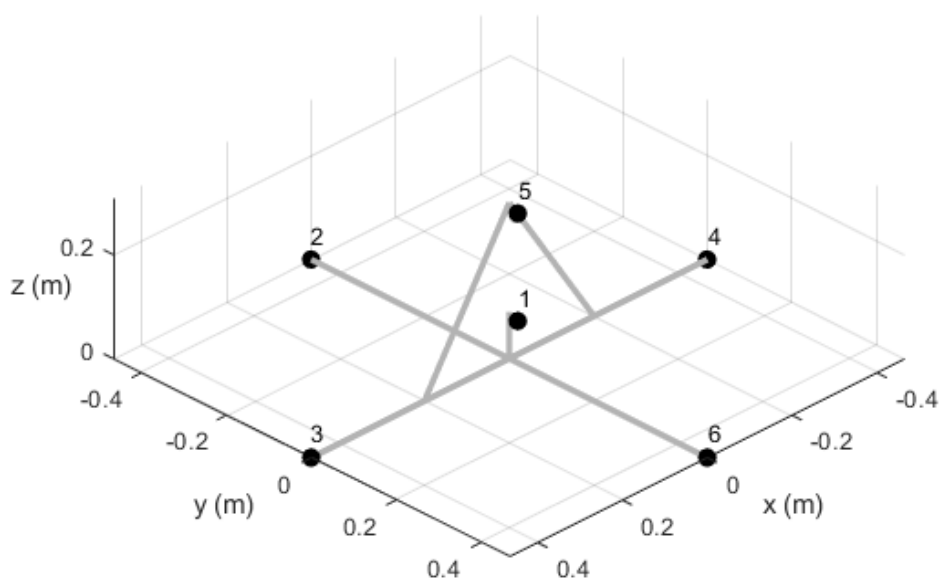
Hyöty- ja kohinasignaalien ominaisarvoihin liittyvät ominaisvaruudet ovat ortogonaaliset [7, 14]. Tätä ominaisuutta hyödyntämällä saadaan MUSIC:lle

$$P(\theta) = \frac{1}{\mathbf{a}^H(\theta) \hat{\mathbf{U}}_n \hat{\mathbf{U}}_n^H \mathbf{a}(\theta)}. \quad (2.34)$$

Kyseessä ei ole varsinainen tehospektri kuten aiemmissa menetelmissä, vaan aliavaruuksien etäisyys. [7]

3. MITTAUSJÄRJESTELMÄ

Mittaukset suoritettiin hydrofonijärjestelmällä, johon kuului 6 hydrofonia (kuva 3.1). Järjestelmä laskettiin merialueen pohjaan, jonka jälkeen sen ohi ajettiin pinta-aluksella. Mittauspaikaksi valittiin pohjanmuodoiltaan melko tasainen alue, jotta pohjasta aiheutuvat häiriöt jäisivät mahdollisimman pieniksi. Alus oli akustisilta ominaisuuksiltaan ”helposti havaittava”, joten laitteistolta voidaan edellyttää kykyä paikantaa kyseinen äänilähde. Kokeen päätarkoitus oli algoritmien vertailu keskenään, joten äänilähteen tarkkojen ominaisuuksien ei tarvitse olla tiedossa. Koejärjestelyssä tunnettuja suureita olivat aluksen nopeus, vesistön syvyys sekä etäisyys, jolla alus ohitti laitteiston. Tiedossa ei ollut esimerkiksi laitteiston orientaatiota tai aluksen tarkkaa sijaintia, mikä hankaloittaa tulosten analysointia. Kuvassa 3.1 esiintyvä hydrofonien numerointi vastasi koejärjestelyn tilannetta.



Kuva 3.1 Mallikuva hydrofonijärjestelmästä.

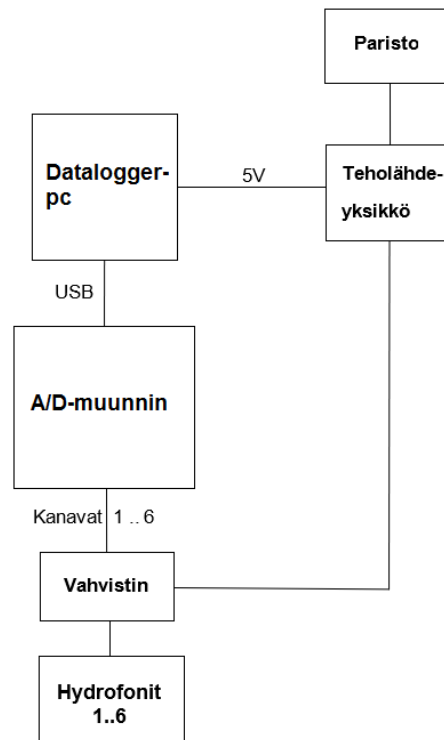
Hydrofonien tarkka sijainti on tärkeää tietää etäisyyksien tarkan määrittämisen onnistu-

miseksi. Taulukkoon 3.1 on koottu rullamitalla mitatut sijainnit.

Taulukko 3.1 Hydrofonien koordinaatit ($\pm 0.001m$).

	hydrofoni					
	1	2	3	4	5	6
x (m)	0.024	0,467	-0,467	0.024	0	0
y (m)	0.040	-0,467	0	0	0.040	0,467
z (m)	0.100	0	0	0	0.307	0

Mittalaitteiston hydrofonien data tallennetaan siirrettävälle kovalevyllä kaupallisella pien-tietokoneella. Audiodigitaalisena muuntimena käytetään korkean näytteistystaajuuden omaavaa laitetta, joka pystyy näytteistämään kaikki 6 kanavaa samaa aikaa. Samanaikainen näytteenotto on tärkeää aikaeron tarkan määrityksen onnistumiseksi. Näytteenottotaajuuden tulee olla suuri, jotta korkeilla taajuuksilla ei tapahtu laskostumista (*aliasing*). Audiodigitaalinen muunnin muuntaa analogisen signaalin 16-bittiseksi unsigned-kokonaisluvuiksi ja siirtää ne tiedonkeruuyksikölle (*datalogger*), joka tallentaa syötteen määrätyn kokoisissa intervaleissa. Kuvassa 3.2 on lohkoakaavio laitteistosta.



Kuva 3.2 Lohkokaavio mittauksissa käytetystä laitteistosta.

Algoritmien suorituskykyä tutkiessa mittausdata prosessoitiin jälkikäteen yhden sekunnin mittaisissa osissa simuloiden reaaliaikaista näytteistystä. Ikkunointi tehtiin ilman

päällekkäisyyttä (*overlapping*) eli jokainen käsiteltiin omana kokonaisuutenaan. Laskenta suoritettiin alkuperäisellä tarkkuudella, eli 16-bittisillä kokonaisluvuilla, sekä alkuperäisestä muunnetulla 1-bittisellä tarkkuudella. Muunto tehtiin Matlabissa seuravan kaavan mukaisesti:

$$\mathbf{x}_1(t) = \begin{cases} 1 & \mathbf{x}_{16}(t) > 0 \\ 0 & \mathbf{x}_{16}(t) \leq 0, \end{cases} \quad (3.1)$$

jossa \mathbf{x}_{16} tarkoittaa 16-bittistä signaalia. Muunnon seurauksena tieto amplitudista häviää, mutta ristikorrelaation laskeminen on mahdollista taajuuden säilyessä [3]. Keilanmuodostus 1-bittisellä näytteistykseällä on suhteellisen vähän tutkittu ongelma, mutta viime aikoina sillä on saatu lupaavia tuloksia [2]. Tulosten laskenta muuttuu kevyemmäksi kun käytetään epätarkempia lukuja, mikä on tärkeä tulos, jos algoritmi on tarkoitettu suorittamaan reaaliajassa.

4. TULOSTEN ANALYSOINTI

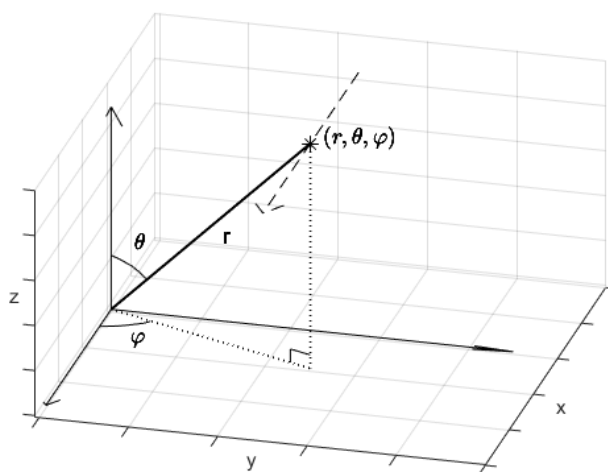
Saatuja tuloksia arvioidaan laskennallisten arvojen avulla, jotka antavat arvion äänilähteen todelliselle sijainnille. Menetelmän toimivuuden tarkastelu tehdään sen perusteella, miten hyvin se noudattaa laskettua sovitetta. Tulokset esitetään kahden kulman, atsimuuttikulman (φ) ja napakulman (θ) avulla eli pallokoordinaatistossa ilman etäisyyttä r (kuva 4.1). Tällä tavoin ei oteta kantaa äänilähteen etäisyyteen ja erot kulmien tarkkuuksissa tulevat hyvin ilmi.

4.1 Suunnan laskennalliset arvot

Tarkastellaan pinta-aluksen liiketilaa olettaen sen liikkuvan suoraviivaisesti vakionopeudella v . Mittalaitteiston sijaitessa origossa, voidaan koordinaatisto valita siten, että aluksen koordinaatit ovat

$$\mathbf{p}(t) = \begin{bmatrix} x(t) \\ y \\ z \end{bmatrix}, \quad (4.1)$$

jossa z on vesistön syvyys, y on pienin pintaetäisyys ja x tasaisesti muuttuva komponentti (kuva 4.1).

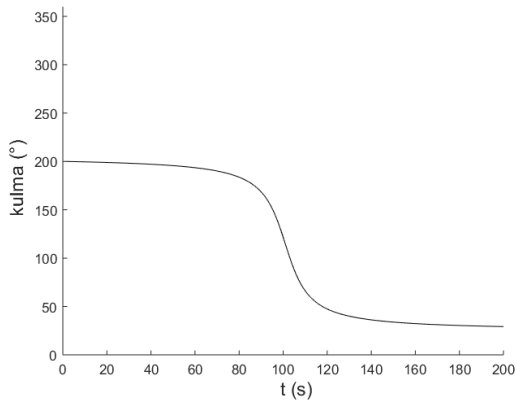


Kuva 4.1 Äänilähteen liiketilan mallinnus sen liikkuessa nuolen osoittamaan suuntaan. Mittalaitteisto on origossa ja * ilmoittaa äänilähteen sijainnin pallokoordinaatistossa.

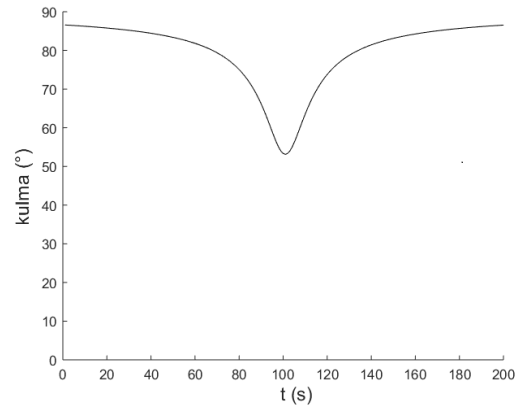
Nopeuden ollessa vakio, $x(t) = vt$ siten, että $t = 0$, kun alus on lähimmillään laitteistoa. Aluksen sijainti on siis

$$\mathbf{p}(t) = \begin{bmatrix} vt \\ y \\ z \end{bmatrix}. \quad (4.2)$$

Lasketaan suunta kappaleelle, joka liikkuu nopeudella 5 m/s ohittaen laitteiston 40 metrin etäisyydeltä ajanhetkellä 100s, laitteiston ollessa 30 metrin syvyydellä. Tulokset on esitetty kuvissa [4.2](#) ja [4.3](#)



Kuva 4.2 Laskennallinen atsimuuttikulma

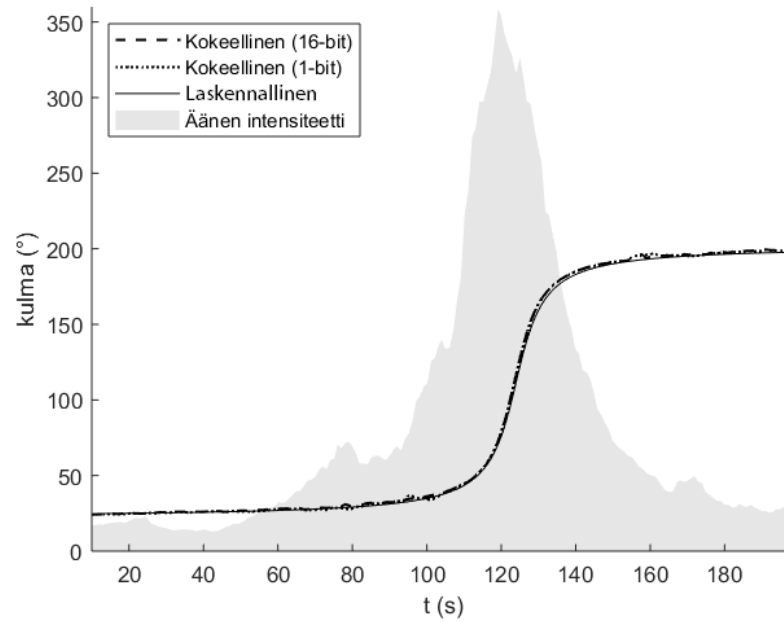


Kuva 4.3 Laskennallinen napakulma

Laskennalliset arvot täytyy kohdistaa algoritmien antamiin arvoihin ohitusajankohdan sekä atsimuuttikulman alkuarvon suhteen. Näistä jälkimmäinen vastaa koordinaatiston kiertoa z-akselin suhteen.

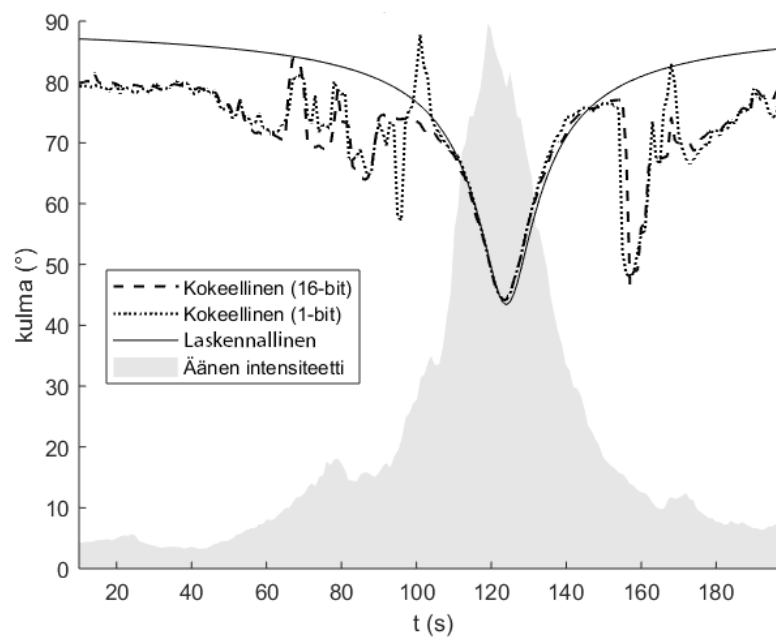
4.2 Tulosten arviointi

Tulokset esitetään äänen tulosuunnan kulmien aikasarjoina. Esitellään seuraavaksi yhdellä menetelmällä saadut arvot, kun äänilähde ohittaa mittalaitteiston. Kuvassa [4.4](#) on atsimuuttikulman aikasarja laskettuna kahdella eri mittausdatan tarkkuudella. Myös normeerattu äänen intensiteetti on esitetty, jotta tulosten arviointi helpottuu etenkin tarkkuuden ollessa huono.



Kuva 4.4 Laskennallisesti sekä kokeellisesti määritetyt atsimuuttikulmat ja äänen suhteellinen intensiteetti ajan funktiona.

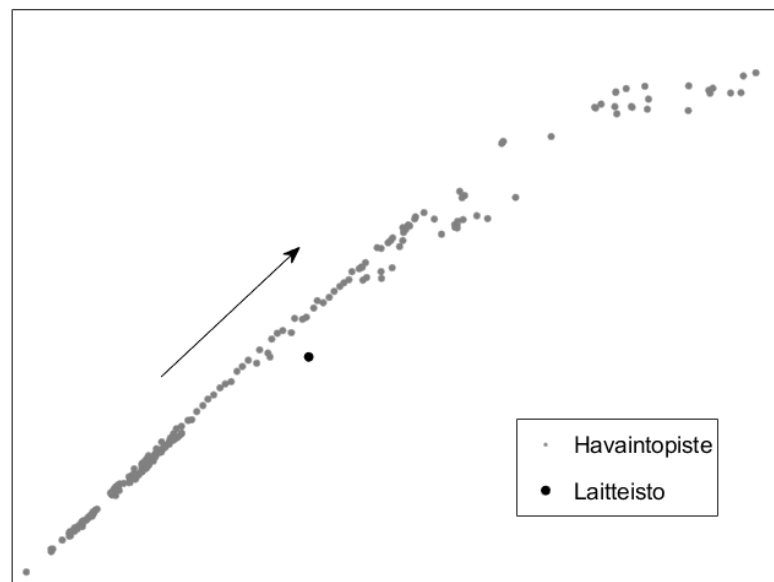
Mitatut atsimuuttikulman arvot mukailevat niihin sovitettuja laskennallisia arvoja hyvin tarkasti. Atsimuuttikulman määrittäminen onnistuu myös tarkkailuvälin ulkopuolella, mutta yksikäsitteisen suunnan kannalta rajoittavaksi tekijäksi muodostuu napakulma. Sen arvoissa esiintyy sekä systemaattista virhettä että kohinaa. Napakulman arvot on esitetty kuvassa [4.5](#).



Kuva 4.5 Laskennallisesti sekä kokeellisesti määritetyt napakulmat ja äänen suhteellinen intensiteetti ajan funktiona.

Kuvasta nähdään, että etäisyyden kasvaessa havaitut napakulman arvot ovat systemaattisesti pienempiä kuin laskennalliset. Äänilähde havaitaan siis todellista etäisyyttä lähempänä. Kuitenkin äänilähteen ollessa hyvin lähellä laitteistoa, napakulma on hyvin lähellä laskennallista arvoa. Järjestelmällisesti liian pienet arvot voidaan selittää väliaineena toimivan veden vaihtelevilla ominaisuuksilla. Pintavesi on lämpimämpää kuin syvällä oleva vesi ja sen takia erilainen akustisena väliaineena. Kun äänilähde on ohittanut laitteiston, nähdään jyrkkä heilahdus (kuvassa 160 s:n kohdalla). Tämä johtuu mahdollisesti siitä, että kovimmaksi äänilähteeksi vaihtuu aluksen potkuri.

Edellisten tulosten perusteella on mahdollista määrittää äänilähteen sijainti, mikäli oletetaan äänilähteen olevan pinnalla. Kuvassa 4.6 on esitetty aluksen sijainti edellisten tulosten perusteella. Kuvasta tulee ilmi äänilähteen suoraviivainen liike sekä erot kulmien välisissä tarkkuuksissa.



Kuva 4.6 Äänilähteen kokeellisesti määritetty sijainti. Nuoli osoittaa aluksen kulkusuunnan.

Menetelmien vertailu tehtiin 17:sta eri tapauksesta, kun äänilähde tulee hetkellisesti kuuluviin. Ohitukset tapahtuivat vaihtelevilla etäisyyksillä ja nopeuksilla. Taulukossa 4.1 on esitetty kunkin menetelmän suhteellinen kyky paikantaa äänilähteen tulosuunta. Alaindeksi ilmoittaa laskennassa käytettyjen arvojen esitystarkkuuden bitteinä.

Taulukko 4.1 Algoritmien suhteellinen tarkkuus

	Bartlett	MVDR	MUSIC	GCC-PHAT	CC
φ_{16}	++	++	++	+++	+++
φ_1	+	++	+	+++	+++
θ_{16}	---	+	---	++	++
θ_1	---	-	---	++	++

Arvioinnissa + tarkoittaa välttävää tarkkuutta, eli menetelmä on osannut paikantaa äänilähteen ja - summittaisen suunnan määrittystä. Tarkimmiksi menetelmiksi havaittiin tuloaikaeroon perustuvat menetelmät, joista GCC-PHAT oli lievästi parempi mutta laskennallisesti raskaampi. Kaikissa tapauksissa tulosuunta oli helpompi määrittää vaaka-, kuin pystysuunnassa.

5. YHTEENVETO

Tässä työssä sovellettiin viittä tulosuunta-algoritmia vedenalaiseen äänisignaaliin, tarkoituksena vertailla niiden suorituskykyjä. Tuloksista kävi ilmi, että kaikilla menetelmillä tulosuunnan määrittäminen vaakatasossa onnistuu huomattavasti paremmin kuin pystysuunnassa. Erot tarkkuuksissa kulmien välillä voidaan selittää pinnasta ja pohjasta aiheutuvilla heijastuksilla.

Tarkimmiksi menetelmiksi osoittautuivat aikaeroon perustuvat menetelmät, jotka määrittivät äänilähteen suunnan parhaiten sekä 16-, että 1-bittisestä mittausdatasta. GCC-PHAT tuotti paremman tarkkuuden kuin CC, mutta oli samalla laskennallisesti raskaampi. 16-bittinen mittausdata antoi parempia tuloksia, mutta vaadittavasta tarkkuudesta riippuen voi olla perusteltua käyttää 1-bittistä dataa. 1-bittisessä prosessoinnissa siirretään huomattavasti pienempiä määriä tietoa, mikä on oleellista jos algoritmi halutaan toteuttaa reaaliajassa tai sulautetussa järjestelmässä.

Jatkotutkimuskohteita ovat esimerkiksi algoritmien käyttäytyminen eri sääolosuhteissa, syvyyksillä sekä tilanteissa, jossa äänilähteitä on useita. On myös tarpeellista suorittaa kokeita eri alustyypeillä, mikäli sovelluskohde edellyttää monenlaisten äänilähteiden paikannusta. Toistaiseksi tutkimattomia suureita ovat näytteenottotaajuus ja dataikkunan pituus. Näiden optimointiin vaikuttavat vaadittava tulosten tarkkuus sekä saatavilla olevat resurssit kuten tiedonsiirtonopeus ja laskentateho. Mikäli tutkittava äänilähde liikkuu suoraviivaisesti, voi olla mielekäästä suodattaa tuloksia esimerkiksi Kalman-suotimella ja näin vähentää tuloksissa esiintyvää kohinaa.

Algoritmien muuntaminen reaaliaikaiseksi avaisi mahdollisuuksia käytännön sovelluksiin esimerkiksi passiivisissa valvontalaitteissa, vedenalaisissa kommunikaatiojärjestelmissä tai akustisten poijujen paikantamisessa. Tulosten perusteella käytännön sovelluksissa on luultavasti järkevintä käyttää tuloaikaeroon perustuvia menetelmiä.

LÄHTEET

- [1] Jensen F.B. et al. *Computational Ocean Acoustics*. 2. painos. New York, NY: Springer, 2011, pp. 28–32. ISBN: 978-1-4419-8678-8.
- [2] Kang Gao, J. Nicholas Laneman, and Bertrand M. Hochwald. “Beamforming with Multiple One-Bit Wireless Transceivers”. In: *CoRR* abs/1802.04923 (2018).
- [3] S. Hirata, M. K. Kurosawa, and T. Katagiri. “Real-time ultrasonic distance measurements for autonomous mobile robots using cross correlation by single-bit signal processing”. In: *2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. 2009, pp. 3601–3606.
- [4] Jaakko Astola Jari Yli-Hietanen Konsta Koppinen. “TIME-DELAY SELECTION FOR ROBUST ANGLE OF ARRIVAL ESTIMATION”. In: *IASTED Internatioanl Conference Signal and Image Processing (SIP'99)* (1999).
- [5] J.M.Perez-Lorenzo et al. “Evaluation of generalized cross-correlation methods for direction of arrival estimation using two microphones in real environments”. In: *Elsevier - Applied Acoustics* 73.8 (2012), pp. 698–712.
- [6] C. Knapp and G. Carter. “The generalized correlation method for estimation of time delay”. In: *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing* 24.4 (1976), pp. 320–327. ISSN: 0096-3518.
- [7] H. Krim and M. Viberg. “Two decades of array signal processing research: the parametric approach”. In: *IEEE Signal Processing Magazine* 13.4 (1996), pp. 67–94. ISSN: 1053-5888.
- [8] Thomas Padois et al. “Acoustic source localization using a polyhedral microphone array and an improved generalized cross-correlation technique”. In: *Journal of Sound and Vibration* 386 (2017), pp. 82 –99. ISSN: 0022-460X.
- [9] Randolph Moses Petre Stoica. *SPECTRAL ANALYSIS OF SIGNALS*. 1st. Upper Saddle River, New Jersey 07458: Prentice Hall, 2005, pp. 276–279. ISBN: 0-13-113956-8.
- [10] Nicolas Quaegebeur et al. “Enhancement of time-domain acoustic imaging based on generalized cross-correlation and spatial weighting”. In: *Mechanical Systems and Signal Processing* 75 (2016), pp. 515 –524. ISSN: 0888-3270.
- [11] V. Tourbabin and B. Rafaely. “Direction of Arrival Estimation Using Microphone Array Processing for Moving Humanoid Robots”. In: *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing* 23.11 (2015), pp. 2046–2058.

- [12] H.L. Van Trees. *Optimum Array Processing: Part IV of Detection, Estimation, and Modulation Theory*. Wiley, 2004.
- [13] A.D. Waite. *Sonar for practising engineers*. 3. painos. John Wiley & Sons, 2005, pp. 54–56. ISBN: 047-14975-0-9.
- [14] Qiaowei Yuan, Qiang Chen, and K. Sawaya. “Accurate DOA estimation using array antenna with arbitrary geometry”. In: *IEEE Transactions on Antennas and Propagation* 53.4 (2005), pp. 1352–1357. ISSN: 0018-926X.