

FreeVLS: Binnenshuis Locatie en Oriëntatie van Personen Bepalen via Zichtbaar Licht

Matthias Franck

Thesis voorgedragen tot het behalen
van de graad van Master of Science
in de ingenieurswetenschappen:
elektrotechniek, optie Ingebedde
systemen en multimedia

Promotor:

Prof. dr. ir. Sofie Pollin

Assessoren:

Prof. dr. ir. Bart Nauwelaers

Prof. dr. ir. Wim Dehaene

Begeleiders:

Ir. Jona Beysens

Dr. ir. Qing Wang

© Copyright KU Leuven

Zonder voorafgaande schriftelijke toestemming van zowel de promotor als de auteur is overnemen, kopiëren, gebruiken of realiseren van deze uitgave of gedeelten ervan verboden. Voor aanvragen tot of informatie i.v.m. het overnemen en/of gebruik en/of realisatie van gedeelten uit deze publicatie, wend u tot ESAT, Kasteelpark Arenberg 10 postbus 2440, B-3001 Heverlee, +32-16-321130 of via e-mail info@esat.kuleuven.be.

Voorafgaande schriftelijke toestemming van de promotor is eveneens vereist voor het aanwenden van de in deze masterproef beschreven (originele) methoden, producten, schakelingen en programma's voor industrieel of commercieel nut en voor de inzending van deze publicatie ter deelname aan wetenschappelijke prijzen of wedstrijden.

Voorwoord

Zichtbaar licht communicatie (VLC) en *visible light sensing* (VLS) waren voor mij vrij onbekend terrein toen ik aan deze thesis begon. Mijn nieuwsgierigheid was dan ook meteen groot en besloot met deze thesis meer over VLC en VLS te ontdekken. Achteraf bleek dit een goede beslissing en vooral een zeer leerrijke ervaring. Ondanks het feit dat de insteek van de thesis abrupt is moeten veranderen ten gevolge van de COVID-19-pandemie, ben ik van mening dat de resultaten uit deze thesis zeker bruikbaar zijn voor verder onderzoek. Ik wil dan ook andere onderzoekers aanmoedigen om met de ideeën en concepten die in deze thesis worden voorgesteld verder aan de slag te gaan.

Tijdens het werk aan deze thesis zijn er een aantal personen die een cruciale rol hebben gespeeld in het tot stand brengen van een goed resultaat. Als eerste zou ik Ir. Jona Beysens en Dr.ir. Qing Wang willen bedanken als dagelijkse begeleiders van de thesis. Beiden waren altijd zeer bereikbaar en gemotiveerd om te helpen. Het is erg duidelijk dat beiden enorm gemotiveerde onderzoekers zijn. In het bijzonder wil ik Jona bedanken voor het, tot in detail, nalezen van deze thesis. Deze feedback heeft een enorm verschil gemaakt in de kwaliteit van de thesis. Deze feedback is ook zeker iets dat in het verdere verloop van mijn loopbaan van pas zal komen. Ik denk niet dat de ondersteuning die Jona en Qing hebben geboden vanzelfsprekend is. Bedankt!

Naast mijn dagelijkse begeleiders zou ik ook graag Prof.dr.ir. Sofie Pollin willen bedanken. In het bijzonder voor het snel en adequaat bijsturen van de thesis toen de hardware-experimenten abrupt moesten worden gestopt omwille van COVID-19. Ook mijn assessoren Prof.dr.ir. Wim Dehaene en Prof.dr.ir. Bart Nauwelaers zou ik willen bedanken om tijd te maken in hun drukke agenda om de thesis te lezen en te beoordelen.

Tot slot gaat mijn dank uit naar Stijn Van de Vonder en Ir. Robbert Hofman voor het nalezen van de thesis en hun feedback.

Matthias Franck

Inhoudsopgave

Voorwoord	i
Samenvatting	iv
Lijst van figuren	v
Lijst van tabellen	vii
Lijst van afkortingen en symbolen	ix
1 Inleiding	1
2 Achtergrond	3
2.1 Achtergrondinformatie	3
2.2 Gerelateerd werk	8
2.3 Besluit	12
3 Ontwerp van FreeVLS	13
3.1 Samenstelling van het systeem	13
3.2 Verschillende configuraties	14
3.3 Algoritme	14
3.4 Besluit	17
4 Softwaresimulatie	19
4.1 Voorstelling persoon	19
4.2 Phong-reflectiemodel	20
4.3 Verzwakking	23
4.4 Sommatie van het Phong-model over de ruimte	23
4.5 Besluit	24
5 Performantieanalyse	27
5.1 Parameterkeuze voor simulatie	27
5.2 Lokalisatie van personen	29
5.3 Oriëntatie van personen	36
5.4 Besluit	41
6 Hardwareverificatie	43
6.1 Opstelling	44
6.2 Hardware	44
6.3 Software	47
6.4 Bespreking waarnemingen	49

6.5 Besluit	51
7 Conclusie en toekomstperspectief	53
7.1 Conclusie	53
7.2 Toekomstperspectief	54
A Resultaten lokalisatiealgoritme	59
B Resultaten oriëntatiebepaling	61
C Reflectiecoëfficiënt meten	65
D Karakteristiek ontvanger	67
Bibliografie	71

Samenvatting

Lokalisatie via zichtbaar licht wint steeds meer aan interesse. Dit is niet verwonderlijk aangezien dit een aantal voordelen heeft in vergelijking met conventionele lokalisatiemethoden. Zo kan bijvoorbeeld een deel van de infrastructuur zowel worden gebruikt voor verlichting als voor lokalisatiedoeleinden. Bovendien is verlichting overal aanwezig. De meeste studies leggen echter hoge eisen op aan de objecten of aan de omgeving. In veel gevallen moeten detectoren op het object of op de grond worden bevestigd. Deze eisen probeert deze thesis achterwegen te laten met het ontwerp van FreeVLS.

FreeVLS is een nieuw concept waarbij via zichtbaar licht de locatie én oriëntatie van personen kan worden bepaald. Het ontwerp probeert zo gebruiksvriendelijk mogelijk te zijn door enkel zenders en ontvanger aan het plafond te bevestigen en de gebruiker vrij te stellen van het dragen van enige apparatuur. De locatie of oriëntatie van een persoon wordt bepaald met een *fingerprinting approach* gebaseerd op het *k-NN machine learning algoritme*, wat tot nu toe uniek is in dit onderzoeksdomein.

De thesis toont aan dat een dergelijk ontwerp kan werken en wil nagaan wat de belangrijkste ontwerpparameters zijn en wat hun invloed is op de performantie. Hiertoe worden verschillende configuraties voorgesteld die worden vergeleken met behulp van een softwaresimulatie.

FreeVLS haalt in het beste geval een gemiddelde afwijking van 0.25 m bij het lokaliseren van personen. Zowel het verhogen van de densiteit van ontvangers en een grotere FoV van zenders, hebben een positieve impact op de performantie. De densiteit van ontvangers verhogen, maakt het systeem minder ruisgevoelig. In het geval van oriëntatiedetectie wordt in het beste geval een gemiddelde afwijking van 30° gehaald. Het verhogen van de densiteit van ontvangers heeft ook hier een positieve invloed op de performantie. Het systeem is relatief ruisgevoelig en deze ruisgevoeligheid is onafhankelijk van de parameters.

Lijst van figuren

2.1	Kanaalmodel voor VLC (links) en VLS (rechts).	4
2.2	Een overzicht van de vier verschillende mogelijkheden waarop VLC gebruikt wordt. Van links naar rechts: actieve zender en actieve ontvanger, actieve zender en passieve ontvanger, passieve zender en passieve ontvanger, passieve zender en actieve ontvanger.	5
2.3	Spectrale reflectie.	6
2.4	Diffuse reflectie.	7
2.5	Definitie gezichtsveld (FoV).	7
2.6	Een persoon die een uniek schaduwpatroon vormt voor vijf verschillende zenders, overgenomen van [11].	9
2.7	Voorstelling van een persoon in <i>LiSense</i> , overgenomen van [11].	9
2.8	Voorstelling van het ontwerp in <i>Leveraging Smart Lights for Passive Localization</i> , overgenomen van [14].	10
2.9	Voorstelling van het ontwerp in <i>LocaLight</i> , overgenomen van [7].	11
2.10	Foto van de proefopstelling (links) en plaatsing van de sensoren (rechts) in <i>CeilingSee</i> , overgenomen van [17].	12
3.1	Overzicht van de gebruikte configuraties. De zwarte kruisjes stellen ontvangers voor en de rode stippen stellen zenders voor.	15
4.1	Overzicht van gebruikte lichaamsmaten, overgenomen van [8].	20
4.2	Geometrische parameters gebruikt in het Phong-reflectiemodel.	21
4.3	Bovenaanzicht van een ruimte opgedeeld in vierkanten voor sommatie. De rode rechthoek stelt een persoon voor. De zwarte stip duid het midden van elk vierkant aan.	24
5.1	Overzicht van trainingspunten.	29
5.2	Locatie van personen geplaatst rondom de trainingspunten.	30
5.3	Voorbeeld van een punt waarop de ergste fout wordt verwacht (aangeduid door het kruis.)	30
5.4	Voorbeeld van tweehonderd willekeurige punten in de ruimte van $2\text{ m} \times 2\text{ m}$.	31
5.5	Gemiddelde afwijking gemeten voor $P = 200$ testpunten in functie van een trainingset met aantal testpersonen per discrete locatie M voor de verschillende configuraties.	32

5.6	Illustratie bij formule 5.3.	33
5.7	Performantie van de verschillende configuraties onder verschillende SNR voor een trainingset met aantal testpersonen per discrete locatie $M = 40$	34
5.8	Twee punten waarop eenzelfde respons wordt verwacht in configuratie 1, aangeduid door de blauwe cirkels. De (grote) zwarte cirkels stellen het bereik van de LEDs voor, de rode stippen stellen de zenders voor en de zwarte kruisjes de ontvangers.	35
5.9	Zelfde punten als in figuur 5.8 voor configuratie 2, aangeduid door de blauwe cirkels. De (grote) zwarte cirkels stellen het bereik van de LEDs voor, de rode stippen stellen de zenders voor en de zwarte kruisjes de ontvangers.	36
5.10	Zelfde punten als in figuur 5.8 voor configuratie 3, aangeduid door de blauwe cirkels. De (grote) zwarte cirkels stellen het bereik van de LEDs voor, de rode stippen stellen de zenders voor en de zwarte kruisjes de ontvangers.	37
5.11	Locaties waarop oriëntatiedetectie wordt getest voor de vier configuraties, aangeduid door de blauwe cirkels. De zwarte kruisjes stellen ontvangers voor en de rode stippen stellen zenders voor.	37
5.12	Gemiddelde afwijking voor locatie (1.0 m;1.4 m) voor trainingset met verschillend aantal testpersonen per discrete oriëntatie M	39
5.13	performantie van de verschillende configuraties onder verschillende SNR voor een trainingset met aantal testpersonen per discrete oriëntatie $M = 40$	40
6.1	Bovenaanzicht van de hardwareopstelling.	44
6.2	Zender en ontvanger gebruikt in de opstelling.	45
6.3	Signaal uitgelezen aan uitgang ontvanger.	46
6.4	Sensoruitgang in functie van de reflectiecoëfficiënt en de afstand van een voorwerp voor de situatie waarbij zender en ontvanger op dezelfde locatie zijn bevestigd.	46
6.5	Overzicht aansluiting hardware.	47
6.6	Pop gebruikt als persoon in de hardwareopstelling.	49
6.7	Sensoruitgang in functie van de afstand tussen persoon en zendontvanger (blauwe stippellijn) en sensoruitgang in functie van de afstand tussen vloer en zendontvanger (rode volle lijn).	50
7.1	FreeVLS in een grotere ruimte door het ontwerp vier keer te herhalen. De zwarte kruisjes stellen ontvangers voor en de rode stippen stellen zenders voor.	55
C.1	Opstelling om reflectiecoëfficiënt te meten.	66
D.1	Sensoruitgang in functie van de reflectiecoëfficiënt en de afstand van een voorwerp.	68
D.2	Sensoruitgang in functie van de reflectiecoëfficiënt en de afstand van een voorwerp (geïnterpoleerd).	68

D.3	Sensoruitgang in functie van de afstand tussen persoon en zendontvanger (blauwe stippellijn) en sensoruitgang in functie van de afstand tussen vloer en zendontvanger (rode volle lijn).	69
-----	--	----

Lijst van tabellen

3.1	Parameters van verschillende configuraties.	15
5.1	Parameters van verschillende configuraties.	27
5.2	Phong-parameters gebruikt voor simulatie.	28
6.1	Parameters gebruikt voor hardwareopstelling.	44
A.1	Optimaal aantal dichtsbijzijnde vectoren k in functie van het aantal testpersonen per discrete locatie M voor de vier configuraties.	59
A.2	Gemiddelde afwijking gemeten over $P = 200$ testpunten in functie van het aantal testpersonen per discrete locatie M voor de verschillende configuraties.	59
A.3	SNR (dB) waarbij de gemiddelde afwijking 25 % toeneemt ten opzichte van de gemiddelde afwijking zonder ruis in functie van het aantal testpersonen per discrete locatie M en de verschillende configuraties. . .	60
B.1	Optimaal aantal dichtsbijzijnde vectoren k voor de verschillende configuraties op verschillende locaties en voor een trainingset met aantal testpersonen per discrete oriëntatie $M = 20$	61
B.2	Gemiddelde afwijking gemeten over $P = 200$ testpunten voor verschillende locaties en de verschillende configuraties voor een trainingset met aantal testpersonen per discrete oriëntatie $M = 20$	62
B.3	Optimale k voor locatie (1.0 m;1.4 m) in functie van het aantal testpersonen per discrete oriëntatie M voor de verschillende configuraties. .	62
B.4	Gemiddelde afwijking gemeten over $P = 200$ testpunten voor locatie (1.0 m;1.4 m) in functie van het aantal testpersonen per discrete oriëntatie M voor de verschillende configuraties.	62
B.5	SNR (dB) waarbij de gemiddelde afwijking 25 % toeneemt ten opzichte van de gemiddelde afwijking zonder ruis voor locatie (1.0 m;1.4 m) en voor een aantal testpersonen per discrete oriëntatie $M = 20$	63
D.1	Verschillende voorwerpen en hun reflectiecoëfficiënt.	67

Lijst van afkortingen en symbolen

Afkortingen

ADC	Analog-to-digital converter
FDMA	Frequency-division multiple access
FoV	Field of view
k-NN	k-nearest neighbors algorithm
LED	Light-emitting diode
LOS	Line-of-sight
OOK	On-off keying
PCA	Principal component analysis
SNR	Signal to noise ratio
TDMA	Time-division multiple access
VLC	Visible light communication
VLS	Visible light sensing
WPS	Wi-Fi positioning system

Symbolen

A_o	Oppervlakte van de ontvanger waarop licht invalt [m^2]
A_v	Oppervlakte van een voorwerp waarop licht invalt [m^2]
\mathbf{c}	Vector met scores gebruikt in het k-NN-algoritme
d	Totale afstand die een lichtstraal aflegt van zender tot ontvanger [m]
d_{ref}	Referentieafstand [m]
e_m	Gemiddelde fout of afwijking [m], [$^\circ$]
$e_{m,t}$	Theoretisch gemiddelde fout of afwijking [m], [$^\circ$]
\mathbf{g}_i	Vector met gemiddelde waarde voor alle sensoren op tijdstip i
H	Kanaalverlies
i_{min}	Index van dichtsbijzijnde trainingsvector
I_a	Lichtintensiteit van omgevingslicht [$\frac{W}{m^2}$]
I_g	Gereflecteerde lichtintensiteit [$\frac{W}{m^2}$]
I_o	Ontvangen lichtintensiteit [$\frac{W}{m^2}$]
$I_{o,tot}$	Totaal ontvangen lichtintensiteit in de ontvanger veroorzaakt door L lichtbronnen
I_{ref}	Lichtintensiteit gemeten op een referentieafstand [$\frac{W}{m^2}$]
I_z	Verzonden lichtintensiteit [$\frac{W}{m^2}$]
J	Aantal ontvangers in een opstelling
k	Aantal dichtsbijzijnde vectoren die worden gezocht in het k-NN-algoritme
k_{opt}	k-waarde die de gemiddelde afwijking e_m minimaliseert op een testset van grote P
K_a	Fractie omgevingslicht weerkaatst door een object
K_d	Fractie licht dat diffuus wordt weerkaatst op een object
K_s	Fractie licht dat spectraal wordt weerkaatst op een object
L	Totaal aantal lichtbronnen in een opstelling
m	Lambertiaanse orde LED
M	Aantal personen geplaatst per discrete locatie of oriëntatie tijdens training van het k-NN-algoritme
n	Glanscoëfficiënt
N	Aantal discrete locaties of oriëntaties gebruikt tijdens training van het k-NN-algoritme
\vec{n}	Normaalvector
\vec{o}	Vector van het beschouwde punt naar ontvanger
p_i	Geschatte locatie van testpunt i
P	Aantal testpunten gebruikt om gemiddelde afwijking te bepalen
P_o	Ontvangen lichtvermogen [W]
P_z	Uitgezonden lichtvermogen [W]
q_i	Werkelijke locatie van testpunt i
Q	Aantal samples waarover amplitude wordt berekend bij het uitlezen van de ontvanger

\mathbf{r}	Vector met sensorresponsen op het huidige tijdstip $[\frac{W}{m^2}]$, [V]
\vec{r}	Vector van het beschouwde punt naar de ideale spectrale weerkaatsingsrichting
\mathbf{s}_i	Vector met samples van alle sensoren op tijdstip i
\mathbf{t}_i	Trainingsvector i in het k-NN-algoritme
V_o	Uitgangsspanning van amplitude aan ontvanger [V]
x_j	Respons in ontvanger j
z_{max}	Index van de hoogste score in vector met scores \mathbf{c} gebruikt in het k-NN-algoritme
Z	Aantal samples waarover gemiddelde wordt berekend bij het uitlezen van de ontvanger
\vec{z}	Vector van het beschouwde punt naar zender/lichtbron
α_i	Werkelijke oriëntatie
α	Hoek tussen de vector in de richting van de ontvanger en de theoretisch perfecte spectrale weerkaatsingsrichting $[\circ]$
θ	Hoek die een uitgezonden lichtstraal maakt met de normaal op een voorwerp $[\circ]$
θ_i	Geschatte oriëntatie
ρ	Reflectiecoëfficiënt
ρ_o	Densiteit van ontvangers
ρ_z	Densiteit van zenders
ϕ	Hoek die een uitgezonden lichtstraal maakt met de normaal op de zender $[\circ]$
ψ	Hoek die een invallende lichtstraal maakt met de normaal op de ontvanger $[\circ]$
ψ_c	Gezichtsveld (FoV) van ontvanger $[\circ]$

Hoofdstuk 1

Inleiding

Zichtbaar licht communicatie (VLC) is een techniek waarmee informatie wordt verzonden via zichtbaar licht. Toepassingen waarbij informatie over de omgeving wordt gewonnen via zichtbaar licht vallen onder *visible light sensing* (VLS). Deze thesis behandelt het laatste. Een groot voordeel van VLS is dat een deel van de infrastructuur voor twee doeleinden kan worden gebruikt. Enerzijds voor verlichting, anderzijds als zender in een VLS-systeem.

Op het gebied van VLS zijn verschillende werken terug te vinden die uitgebreid worden besproken in hoofdstuk 2. Desondanks kan het bepalen van locatie en oriëntatie van een persoon in een ruimte via VLS nog sterk worden verbeterd. Deze informatie kan nuttig zijn in (toekomstige) slimme huizen waarbij airco of andere apparaten worden bestuurd aan de hand van de aanwezigheid van personen. Ook uit veiligheidsoverweging in gebouwen kan het belangrijk zijn de locatie van bezoekers in een gebouw te kennen. Hierbij biedt VLS een privacyvriendelijker en goedkoper alternatief dan camera's.

In veel van de reeds bestaande modellen wordt er een hoge eis gesteld aan een aantal eigenschappen van het te detecteren object (vorm, reflectiviteit, ...). Bovendien wordt ook vaak een hoge eis gesteld aan de omgeving zoals de aanwezigheid van detectoren op de grond. Omdat deze eisen in een realistische situatie vaak niet te vervullen zijn, stelt deze thesis FreeVLS voor waarbij locatie en oriëntatie van een persoon kan worden bepaald door enkel detectoren (fotodiode's) en zenders (LEDs) aan te brengen op het plafond. Bovendien hoeft de persoon geen enkel toestel bij zich te dragen. Op deze manier zou het ontwerp in de meeste omgevingen gebruikt kunnen worden.

Om een schatting van locatie of oriëntatie te maken, wordt een *fingerprinting approach* toegepast. Elke locatie of oriëntatie van een persoon zorgt voor een unieke hoeveelheid gereflecteerd licht in de ontvangers. Deze lichtintensiteiten worden tijdens training opgeslagen in een database. Nadien kan aan de hand van deze database een schatting worden gemaakt van de locatie of oriëntatie van de per-

soon. Dit alles gebeurt door het toepassen van het k-dichtsbijzijnde buren (k-NN) algoritme [6]. Het ontwerp wordt samen met dit algoritme voorgesteld in hoofdstuk 3.

Deze thesis heeft als doel de belangrijkste ontwerpparameters te bepalen bij een systeem waarbij enkel zenders en ontvangers aan het plafond zijn bevestigd. Hiertoe worden verschillende configuraties voorgesteld waarvan de performantie wordt vergeleken. Het is hierbij niet de bedoeling het best mogelijke algoritme te ontwikkelen om locatie of oriëntatie te bepalen, maar om een inzicht te geven wat de mogelijkheden zijn en hoe de performantie kan worden verbeterd.

Om het effect van de verschillende scenario's te vergelijken is een softwaresimulator ontwikkeld waarbij getracht wordt de weerkaatsing van licht in de ruimte te modelleren. Hiermee kan de respons in de ontvangers berekend worden onder verschillende condities. Deze simulator moet een goed beeld geven van wat kan worden verwacht in realiteit. Hierbij wordt gebruik gemaakt van het Phong-reflectiemodel [12]. Op deze manier wordt een antwoord geformuleerd op volgende vragen:

- Hoe verhoudt de performantie zich ten opzichte van de densiteit van zenders en ontvangers?
- Hoe verhoudt de performantie zich ten opzichte van het gezichtsveld van de zenders?
- Hoe wordt de performantie beïnvloed door de aanwezigheid van ruis in het systeem?

Hoe de softwaresimulator is opgebouwd en welke aspecten in rekening zijn gebracht, wordt besproken in hoofdstuk 4. Nadien wordt in hoofdstuk 5 de performantie van het ontwerp bepaald met behulp van dit softwaremodel.

In hoofdstuk 6 wordt een implementatie in hardware voorgesteld. Omwille van de maatregelen getroffen naar aanleiding van de COVID-19-pandemie is de ontwikkeling van deze hardware-implementatie vroegtijdig stopgezet. Desondanks blijft ze waardevol omdat ze een deel van de resultaten uit de simulatie bevestigt. Dit toont aan dat de simulatie inderdaad een goed beeld geeft van de werkelijkheid. Daarnaast geeft de hardware-implementatie een concreet voorbeeld hoe een dergelijk systeem in de werkelijkheid kan worden gebouwd.

Om af te sluiten wordt in hoofdstuk 7 de conclusie van de thesis samengevat samen met een aantal bedenkingen en voorstellen.

Hoofdstuk 2

Achtergrond

Dit hoofdstuk start met het uitleggen van een aantal vaktermen die essentieel zijn om het verloop van de thesis te volgen. Vervolgens worden een aantal werken gepresenteerd waarop de thesis verder bouwt en welke deze thesis probeert te verbeteren. Ze geven een goed inzicht in hoe de uitdagingen die zichtbaar licht met zich meebrengt, kunnen worden aangepakt.

2.1 Achtergrondinformatie

2.1.1 Zichtbaar licht communicatie/detectie (VLC/VLS)

Zichtbaar licht communicatie (VLC) is het doorsturen van data met behulp van zichtbaar licht. Het zichtbaar licht is het deel van het elektromagnetisch spectrum met golflengten van 780 nm tot 375 nm.

Een typische manier om data te verzenden is met behulp van on-off keying (OOK): licht wordt aan- en uitgeschakeld om een nul of een één voor te stellen. LEDs kunnen zeer snel worden geschakeld zodat hoge transmissiesnelheden gehaald worden. Schakelfrequenties van 10 MHz zijn niet ongewoon [9]. Bovendien is het aan- en uitschakelen van de LEDs op hoge frequentie onzichtbaar voor het blote oog.

De term **zichtbaar licht detectie (VLS)** is nieuw en wordt (nog) niet overal gebruikt. VLS heeft betrekking op het halen van informatie uit de omgeving aan de hand van lichtreflectie. Het heeft dus niet tot doel informatie van zender naar ontvanger over te dragen in tegenstelling tot VLC.

Het vermogen dat vanaf de zender de ontvanger bereikt, kan worden bepaald met behulp van het lambertiaans propagatiemodel volgens vergelijking 2.1.

$$P_o = H \cdot P_z \quad [W] \tag{2.1}$$

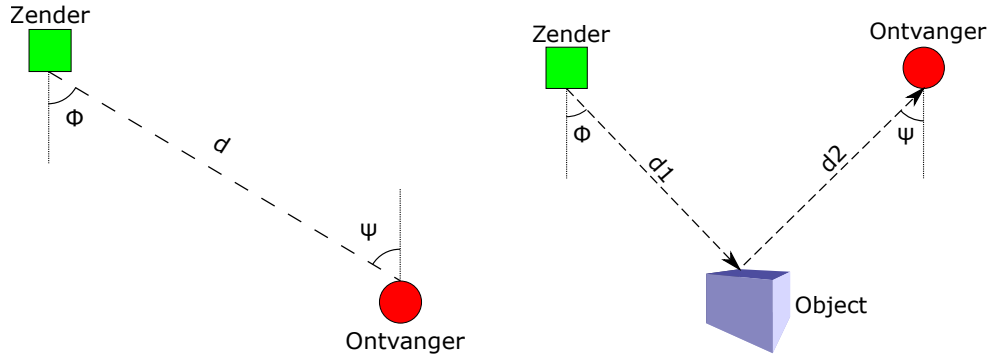
Hierbij stelt P_o het ontvangen vermogen voor, P_z het uitgezonden vermogen en H is het kanaalverlies gegeven door vergelijking 2.2 voor VLC en door vergelijking 2.3 [14]

voor VLS.

$$H_{VLC} = \begin{cases} \frac{(m+1)A_o}{2\pi d^2} \cos(\phi)^m g(\psi) \cos(\psi) & 0 \leq \psi \leq \psi_c \\ 0 & \text{anders} \end{cases} \quad (2.2)$$

$$H_{VLS} = H_{VLC} \cdot f(A_v) \cdot \rho \quad (2.3)$$

De parameter m stelt de lambertiaanse orde van de LED voor en is een functie van het gezichtsveld (FoV) van de zender, A_o is de oppervlakte van de ontvanger waarop het licht invalt, d de totale afstand die de lichtstraal aflegt van zender naar ontvanger, ψ en ϕ de hoek die de lichtstraal maakt met de normaal op respectievelijk ontvanger en zender, ψ_c het gezichtsveld van de ontvanger en $g(\psi)$ brengt de richter en filter van de fotoreceptor in rekening. Bij VLS is er geen direct pad tussen zender en ontvanger (LoS). Dit geeft aanleiding tot de termen $f(A_v)$ die een functie is van de oppervlakte van het voorwerp die betrokken is bij de reflectie en ρ de reflectiecoëfficiënt van het voorwerp (zie sectie 2.1.4). Een grafische voorstelling van dit kanaalmodel is weergegeven in figuur 2.1 voor VLC en VLS.

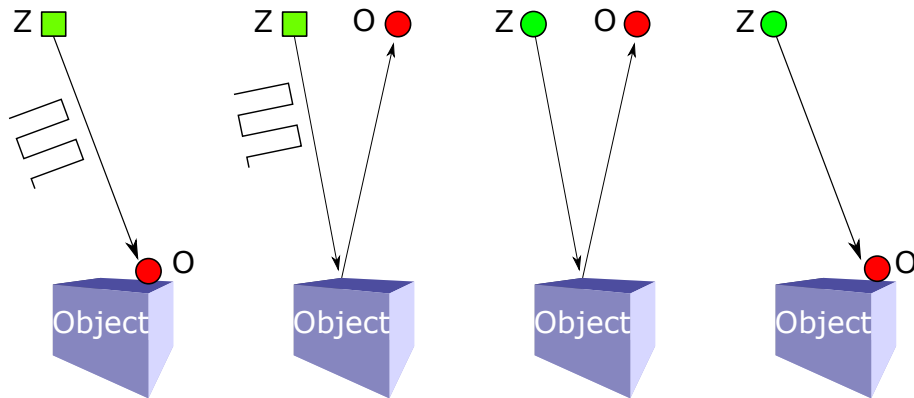


Figuur 2.1: Kanaalmodel voor VLC (links) en VLS (rechts).

2.1.2 Actief vs. passief systeem

Zowel de zender als ontvanger kan actief of passief zijn. Er wordt dus onderscheid gemaakt tussen vier verschillende scenario's, zoals te zien in figuur 2.2. In het algemeen is een zender actief wanneer die informatie kan moduleren in zijn signaal. Een object is actief wanneer het een detector bij zich draagt. Afhankelijk van de samenstelling van zender en ontvanger heeft het geheel typisch een andere functie. Deze worden hieronder toegelicht.

Het eerste geval is een **volledig actief** systeem. Een volledig actief systeem heeft tot doel informatie over te dragen van zender naar ontvanger. De lichtbron wordt gemoduleerd op hoge frequentie welke wordt gedemoduleerd door de ontvanger. Typisch worden zender en ontvanger naar elkaar gericht zodat het licht loodrecht op de detector invalt en maximale overdrachtssnelheden gehaald kunnen worden. Dit



Figuur 2.2: Een overzicht van de vier verschillende mogelijkheden waarop VLC gebruikt wordt. Van links naar rechts: actieve zender en actieve ontvanger, actieve zender en passieve ontvanger, passieve zender en passieve ontvanger, passieve zender en actieve ontvanger.

is de opstelling gebruikt voor VLC. Een voorbeeld van een VLC implementatie is *DenseVLC* [5].

Het tweede geval is het geval waarbij de **zender actief en ontvanger passief** is en heeft niet langer tot doel informatie te versturen. Het doel is informatie over voorwerpen geplaatst in de omgeving te vergaren zoals vorm, kleur en locatie. Licht wordt hier weerkaatst op het object en opgevangen door detectoren bevestigd in de omgeving. De zender en ontvanger staan hier niet langer in LoS. Het actief zijn van de zender kan worden gebruikt om in de detectoren onderscheid te maken tussen het licht dat van verschillende zenders wordt ontvangen. Een voorbeeld van dit systeem is *LiSense* [11] en uiteraard deze thesis.

Het derde geval beschrijft een **volledig passief** systeem. Ook hier is het doel informatie winnen over een object in de ruimte. Een volledig passief systeem brengt de extra moeilijkheid met zich mee dat het signaal van de zender niet is gemoduleerd. Op deze manier kan bijvoorbeeld geen onderscheid worden gemaakt tussen het licht dat van verschillende zenders in de ontvanger terecht komt. Een voorbeeld van een passief systeem is *LocaLight* [7].

Het laatste geval omvat de situatie waarbij de **zender passief en ontvanger actief** is. In dit geval zijn er detectoren op het object geplaatst. Het doel is ook hier niet om informatie over te dragen van zender naar ontvanger, maar om informatie over de omgeving te verkrijgen. Zodra er iets in de omgeving verandert, kan dit worden opgevangen door de detector. *LiTell* [18] is een goed voorbeeld van dit soort systeem.

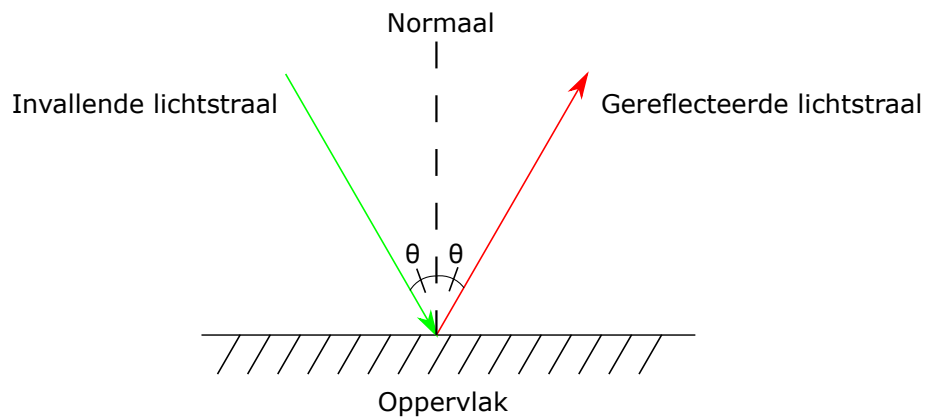
Het volledig actieve systeem is de typische opstelling voor VLC. De andere configuraties kunnen allemaal worden gebruikt voor een VLS-systeem.

In het algemeen wordt een (lokalisatie)systeem waarbij het object geen detectoren draagt een passief (lokalisatie)systeem genoemd. Deze term is ook breder toepasbaar dan in de context van zichtbaar licht. Een voorbeeld van een passief lokalisatiesysteem zonder zichtbaar licht is een infraroodsensor die de aanwezigheid van een persoon kan detecteren doordat deze infraroodlicht uitstraalt.

2.1.3 Soorten reflectie

Spectrale reflectie

Spectrale reflectie is reflectie die voldoet aan de wet van reflectie. Deze wet stelt dat de hoek tussen de normaal op het oppervlak en de inkomende lichtstraal gelijk is aan de hoek tussen de normaal en de lichtstraal die het oppervlak verlaat, zoals weergegeven in figuur 2.3. In essentie is dit de enige reflectie die bestaat. Elke lichtstraal die invalt op een voorwerp voldoet aan deze wet.

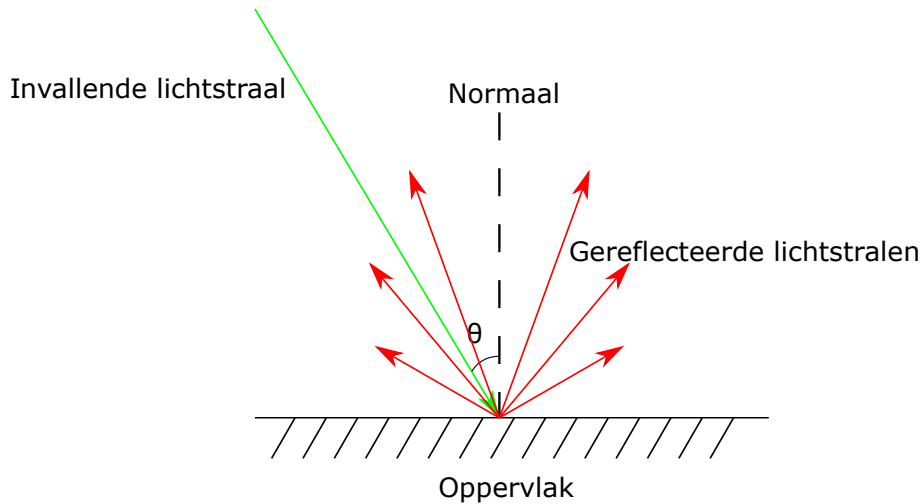


Figuur 2.3: Spectrale reflectie.

Diffuse reflectie

In theorie bestaat enkel spectrale reflectie. Diffuse reflectie is een som van een grote hoeveelheid spectrale reflecties op een oneffen oppervlak, zoals weergegeven in figuur 2.4. Dit oppervlak kan zichtbaar effen zijn, maar op microscopisch niveau oneffenheden vertonen. Op deze manier lijkt licht op een vlak oppervlak in alle richtingen te weerkaatsen en niet meer te voldoen aan de wet van reflectie. Bij volkomen diffusie, wat vaak wordt aangenomen, wordt evenveel licht uitgestraald in alle richtingen. Een voorwerp dat zich op deze manier gedraagt, weerkaatst het licht met een intensiteit bepaald door de cosinuswet van Lambert [16]. Deze wet stelt dat de intensiteit I_g waarmee het object licht weerkaatst, recht evenredig is met de cosinus van de invallende hoek θ met de normaal op het oppervlak: $I_g(\theta) = A_v \cdot \cos(\theta) \cdot I_o$, waarbij A_v de oppervlakte van het stuk oppervlak voorstelt waarop de lichtstraal invalt en I_o de invallende lichtsterkte.

Oppervlakken zoals krijt en papier zijn voorbeelden van oppervlakken die microscopische oneffenheden vertonen. Ook het verschil tussen glanzende en matte verf is een goed voorbeeld. Door diffuse reflectie zijn mensen in staat om objecten waar te nemen.



Figuur 2.4: Diffuse reflectie.

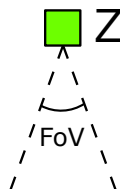
Reflectie op objecten is meestal een combinatie van diffuse en spectrale reflectie, omdat de meeste objecten zijn opgebouwd uit kleinere, microscopische onderdelen.

2.1.4 Reflectiecoëfficiënt

De reflectiecoëfficiënt is een dimensieloos getal dat de verhouding tussen de gereflecteerde lichtsterkte I_g en de invallende lichtsterkte I_o op een voorwerp weergeeft: $\rho = \frac{I_g}{I_o}$.

2.1.5 Gezichtsveld

Het gezichtsveld (FoV) van een zender en ontvanger is gedefinieerd als de volledige hoek waaronder de zender licht uitstraalt, respectievelijk de hoek waaronder de ontvanger responsief is. Dit is weergegeven in figuur 2.5 voor een zender.



Figuur 2.5: Definitie gezichtsveld (FoV).

2.2 Gerelateerd werk

Er bestaan verschillende systemen die trachten informatie uit de omgeving te halen. Traditioneel gebeurt dit met infraroodsensoren. Denk hierbij aan een sensor die de aanwezigheid van een persoon voor een deur detecteert. Ook camera's kunnen worden gebruikt om informatie uit de omgeving te winnen. Deze methoden worden hier verder niet besproken. Deze sectie focust op verschillende werken die met behulp van VLS informatie uit de omgeving proberen te halen, in het bijzonder deze die informatie over de aanwezigheid van personen op een passieve manier trachten te winnen. Dit zijn de werken relevant voor deze thesis, omdat ze een soortgelijk doel hebben en dit op een soortgelijke manier bekomen. De werken kunnen in twee categorieën worden opgedeeld. Een eerste categorie bestaat uit de werken die gebruik maken van een actieve zender en een passieve ontvanger. Een groot voordeel van deze methode is dat er onderscheid kan worden gemaakt tussen licht afkomstig van verschillende bronnen. De tweede categorie bespreekt enkele voorbeelden van volledig passieve systemen.

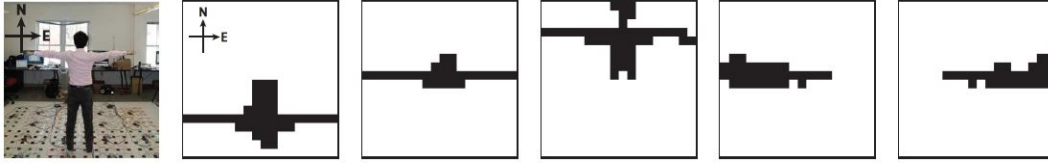
2.2.1 Actieve zender, passieve ontvanger

Binnen de systemen die een actieve zender gebruiken zijn een aantal voorbeelden te vinden van werken die oriëntatie of locatie van een persoon trachten te achterhalen. Omwille van hun relevantie in deze thesis worden ze hier kort besproken.

LiSense [11] tracht de oriëntatie van een persoon te achterhalen door het schaduwpatroon dat wordt gecreëerd achter een persoon te analyseren. Dit schaduwpatroon geeft als het ware een 2D-voorstelling van de persoon in 3D. Het schaduwpatroon wordt gereconstrueerd door fotodiodes op de vloer aan te brengen. De resolutie van deze 2D-voorstelling wordt bepaald door de densiteit van de detectoren op de grond. Het is duidelijk dat deze techniek kan worden toegepast met zichtbaar licht dankzij de unieke eigenschap dat het praktisch door elk object volledig wordt geblokkeerd.

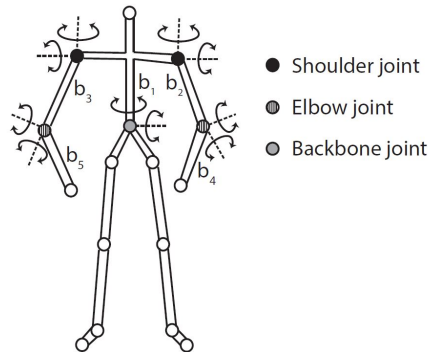
Wanneer meerdere lichtbronnen aanwezig zijn, wordt een ingewikkeld schaduwpatroon gevormd. Hiertoe zendt elke zender op een unieke frequentie. Door voor elke ontvanger de ontvangen intensiteit op elke frequentie te evalueren, kan worden nagegaan of het licht van een bepaalde zender wordt geblokkeerd of niet. Op deze manier kan voor elke zender een schaduwmap worden opgemaakt. Door een hoogdoorlaatfilter te gebruiken kan omgevingslicht vreemd aan de opstelling weggefilterd worden uit het ontvangen signaal. Op deze manier is het systeem dus niet gevoelig aan omgevingslicht en zijn de resultaten onafhankelijk van bijvoorbeeld zonlicht. Een voorbeeld van een persoon die een uniek schaduwpatroon genereert voor elke zender is te zien in figuur 2.6.

Een persoon wordt voorgesteld zoals in figuur 2.7. Hierbij worden vijf verschillende lichaamsonderdelen verondersteld: de ruggengraat, linker- en rechter bovenarm, linker- en rechter onderarm. Hier wordt aangenomen dat elk onderdeel twee vrijheids-



Figuur 2.6: Een persoon die een uniek schaduwpatroon vormt voor vijf verschillende zenders, overgenomen van [11].

graden heeft en kan worden beschreven door twee hoeken. Het detectiealgoritme heeft vervolgens tot doel een schatting te maken van al deze hoeken zodat de oriëntatie van de persoon zo goed als mogelijk de gecreëerde schaduw verklaart. Voor elk zender/ontvanger paar wordt gekeken of het licht de ontvanger kan bereiken. Indien dit niet het geval is, wordt gekeken welk lichaamsonderdelen de mogelijkheid hebben het licht tussen deze zender en ontvanger te blokkeren (rekeninghoudend met de vrijheidsgraden van elk lichaamsonderdeel). Vervolgens wordt gekeken wat de meest waarschijnlijke oriëntatie is van deze lichaamsonderdelen. Hiervoor wordt eerst het grootste lichaamsonderdeel onderzocht, de ruggengraat. Voor elke hoek van dit lichaamsonderdeel wordt gekeken welke een schaduw creëert die het meest overeenkomt met de schaduw in elke ontvanger. Nadien volgen de andere lichaamsonderdelen. Het systeem omvat ook een kalmanfilter die tracht ruis te onderdrukken en in rekening te brengen dat enkel vloeiende lichaamsbewegingen mogelijk zijn. Het totale systeem dient enkel gekalibreerd te worden voor gebruik. Dit is meteen een groot nadeel: het systeem gaat uit van gekende startlocatie van alle lichaamsonderdelen van de persoon. Een ander groot nadeel van het systeem is dat er fotoreceptoren op de grond dienen te worden aangebracht. Een voordeel kan worden gevonden in het feit dat het algoritme geen trainingdata nodig heeft om te werken. LiSense is in staat een gemiddeld fout van minder dan 10° te maken voor elk lichaamsonderdeel.

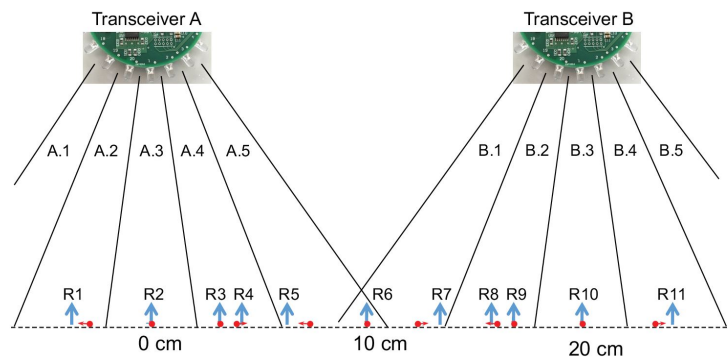


Figuur 2.7: Voorstelling van een persoon in *LiSense*, overgenomen van [11].

De paper *Visible Light based Activity Sensing using Ceiling Photosensors* [10] tracht het probleem van sensoren op de grond, zoals gebruikt in LiSense, op te lossen. In deze paper wordt aangetoond dat de schaduw achter een persoon ook

kan worden gemeten door de ontvangers aan het plafond te bevestigen in plaats van op de grond. Hiertoe krijgt elke zender een tijdslot toegewezen waarop deze stopt met uitzenden. Door het verschil in de ontvangers te meten met de situatie waarbij alle zenders tegelijk zenden, kan voor elke zender het schaduwpatroon worden bepaald.

Een voorbeeld waarin het lokalisatieprobleem wordt besproken kan gevonden worden in de paper *Leveraging Smart Lights for Passive Localization* [14]. Hier wordt een opstelling voorgesteld waarbij zenders en ontvangers samen voorkomen als zendontvangers. Elke zender is opgebouwd uit enkele kleinere zenders die elk een beperkt gezichtsveld (FoV) hebben en dus een beperkt deel van de ruimte belichten. De zenders worden ook hier actief aangestuurd waarbij elke zender een unieke identificatie uitstuurt. Doordat het voorwerp wordt verwacht het licht in verschillende richtingen te weerkaatsen, kan het uitgezonden licht gereflecteerd worden in een naburige detector of in de detector van de zendontvanger waaruit het lichtsignaal is vertrokken. Zodra dit licht wordt ontvangen in de detector, kan aan de hand van de unieke identificatie achterhaald worden vanuit welk gebied dit licht is weerkaatst. Deze opstelling is grafisch weergegeven in figuur 2.8. Het algoritme wordt verder verfijnd door ook de verzwakking van het licht ten gevolge van zijn afgelegde weg en invallende hoek op object en detector in rekening te brengen. De opstelling haalt een gemiddelde fout bij het detecteren van een aluminium wagentje van 0.97 cm wanneer de zendontvangers met een afstand van 2.5 m uit elkaar worden geplaatst. Een probleem van deze methode is het feit dat het licht altijd moet worden weerkaatst in de ontvanger met een voldoende groot vermogen. Voor een voorwerp dat geen licht weerkaatst en/of niet in de juiste richting werkt dit niet. Deze methode legt dus een grote eis op aan zowel de reflectiecoëfficiënt als aan de vorm van het te detecteren voorwerp. Ook wanneer de grond sterk weerkaatst, kan deze voor interferentie zorgen met de andere lichtstralen. Het is dan moeilijk te onderscheiden welk licht van het voorwerp komt en welk van de grond. De paper werkt enkel een 1D-scenario uit. Desondanks kan het systeem wel in elke gepaste omgeving worden toegepast zonder enige kalibratie of softwareverandering.



Figuur 2.8: Voorstelling van het ontwerp in *Leveraging Smart Lights for Passive Localization*, overgenomen van [14].

2.2.2 Volledig passief systeem

Implementaties van volledig passieve systemen zijn beperkt terug te vinden. Mogelijks vanwege de complexiteit om zinvolle informatie uit de omgeving te verkrijgen. Hier worden twee werken besproken die in lijn van de thesis liggen.

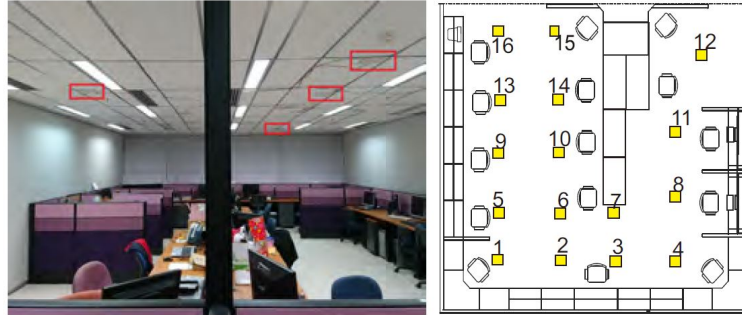
LocaLight [7] maakt gebruik van zenders bevestigd op het plafond en ontvangers bevestigd op de grond. Elke zender zendt binnen een bepaald FoV en belicht hiermee een bepaald deel van de ruimte. De ontvangers worden op de grenzen van het belichtingsgebied geplaatst. Deze opstelling is voorgesteld in figuur 2.9. Zodra een persoon zich in het belichtingsgebied van een zender bevindt, bedekt zijn schaduw één van de twee ontvangers horende bij deze zender. Op deze manier kan een schatting worden gemaakt van de locatie van de persoon. Bij een opstelling met zenders die 1.4 m uit elkaar worden geplaatst, kan een persoon van 1.75 m op 50 cm nauwkeurig worden gedetecteerd. Een groot nadeel van dit systeem is wederom de fotoreceptoren die op de grond dienen te worden bevestigd. Bovendien zijn er dode zones op te merken waarbij geen schaduw over de detectoren valt.



Figuur 2.9: Voorstelling van het ontwerp in *LocaLight*, overgenomen van [7].

CeilingSee [17] tracht het aantal personen in een bepaalde ruimte te schatten door het verschil in hoeveelheid licht dat weerkaatst wordt naar de detectoren te bekijken. Uniek aan deze methode is dat de zender ook als ontvanger wordt gebruikt. Dit gebeurt door de LED te schakelen tussen doorlaatrichting (*forward biased*) en sperrichting (*reverse biased*). Door de aanwezigheid van personen wordt er meer licht weerkaatst naar de detectoren. Dit verschil in ontvangen lichtvermogen is ongeveer lineair met het aantal personen geplaatst binnen het gezichtsveld van één zender/ontvanger paar. Door de informatie van de verschillende eenheden te combineren kan een schatting worden gemaakt van het aantal aanwezige personen. Het systeem werd getest voor een opstelling van 5 m \times 6 m waarbij zestien sensoren zijn bevestigd (figuur 2.10). Voor een statische situatie kan in meer dan 97 % van de gevallen het juiste aantal aanwezigen worden bepaald. In een dynamische situatie waarbij personen zich verplaatsen blijkt het systeem minder goed te werken. Slechts in 70 % tot 80 % van de gevallen wordt het aantal aanwezige personen juist geschat. In het algemeen neemt de nauwkeurigheid van het systeem af naarmate er zich meer personen in de ruimte bevinden. Een groot nadeel aan het systeem is dat enkel het aantal personen kan worden bepaald en niets kan worden gezegd over hun locatie

of oriëntatie. Bovendien is het systeem zeer afhankelijk van de specifieke situatie. Wanneer de hoeveelheid gereflecteerd licht van vloer of andere object verandert, zal ook de reactie in de sensoren veranderen. Het systeem lijkt niet meteen te zijn voorzien op zulke aanpassing van situatie. De opstelling wordt ook beïnvloed door eventueel daglicht.



Figuur 2.10: Foto van de proefopstelling (links) en plaatsing van de sensoren (rechts) in *CeilingSee*, overgenomen van [17].

2.3 Besluit

Dit hoofdstuk vat een aantal soortgelijke werken aan deze thesis samen. De passieve werken hebben allemaal de beperking dat er interferentie kan ontstaan met licht niet eigen aan de opstelling. Dit probleem kan in principe eenvoudig worden opgelost door elk passief systeem om te vormen in een systeem met een actieve zender. Dit kan bijvoorbeeld door elke zender op een unieke frequentie te laten uitzenden zoals in *LiSense*.

De meeste actieve systemen hebben hun beperking enerzijds doordat fotoreceptoren op de grond dienen te worden bevestigd of anderzijds omdat er hoge eisen worden gesteld aan de specifieke situatie. FreeVLS probeert een antwoord te bieden voor deze problemen. Zowel de zenders als ontvangers worden op het plafond bevestigd. Bovendien is het ontwerp makkelijk schaalbaar naar grotere of andere ruimten. Het volledige ontwerp wordt voorgesteld in hoofdstuk 3.

Hoofdstuk 3

Ontwerp van FreeVLS

Dit hoofdstuk presenteert het ontwerp van FreeVLS. FreeVLS probeert de problemen die met de huidige modellen gepaard gaan op te lossen. Sensoren op de grond aanbrengen maakt ontwerpen niet gebruikersvriendelijk. Om die reden bevinden in FreeVLS zowel de zenders (LEDs) als de ontvangers (fotodiodes) zich op het plafond. De zenders worden actief aangestuurd om enerzijds het probleem van interferentie met andere lichtbronnen te vermijden en anderzijds om aan zenderidentificatie te doen. FreeVLS is bovendien eenvoudig te schalen naar grotere ruimten buiten de testopstelling. Het ontwerp is opgebouwd om zowel het probleem van oriëntatie als lokalisatie simultaan in realtime op te lossen. In hoofdstuk 4 wordt de performantie van een aantal verschillende configuraties van FreeVLS vergeleken.

3.1 Samenstelling van het systeem

De zender in het ontwerp is een LED. Deze LED kan bijzonder snel aan- en uitgeschakeld worden. Op deze manier wordt een systeem bekomen met een actieve zender, waarbij elke LED op een bepaalde frequentie werkt (FDMA). De zender op deze manier aansturen heeft een groot voordeel: interferentie met andere lichtbronnen vermijden. Op deze manier blijft het model geldig onder andere omstandigheden van omgevingslicht. Dit geeft ook de mogelijkheid om het licht afkomstig van elke LED afzonderlijk te identificeren. Zenderidentificatie kan ook bekomen worden door elke LED om de beurt aan- en uit te schakelen (TDMA). Merk op dat interferentie met bijvoorbeeld zonlicht op deze manier niet kan worden vermeden.

De ontvanger in het systeem is een fotodiode. Een fotodiode is een PN-junctie waarop licht kan invallen. Door deze energie ontstaat er een stroom die wordt omgezet in een spanning. Deze spanning kan vervolgens door het systeem worden uitgelezen en komt overeen met een bepaalde lichtintensiteit opgevangen door de detector.

In het systeem worden zowel de ontvangers als de zenders aan het plafond bevestigd. De zenders zenden wit licht uit dat door de persoon onder de opstelling wordt gereflecteerd in verschillende richtingen en deels terecht komt in de ontvangers.

Belangrijk hierbij is dat aan elke zender een aantal ontvangers wordt gekoppeld. Dit wil zeggen dat het licht van een bepaalde zender enkel wordt opgevangen door de ontvangers die hieraan gekoppeld zijn. Dit kan zoals eerder vermeld worden bekomen met FDMA of TDMA. De fotodiode kan dan zo worden ontworpen zodat die enkel reageert op licht van een bepaalde zenders. Deze filtering kan software- of hardwarematig gebeuren. De meest eenvoudige vorm van FreeVLS is te zien in het tweede geval van figuur 2.2. Hier is één zender en één ontvanger bevestigd aan het plafond. Het licht weerkaatst uit de omgeving wordt in de ontvanger opgevangen. In hoofdstuk 6 wordt in meer detail de gekozen hardware besproken die gebruikt is voor de experimentele opstelling.

3.2 Verschillende configuraties

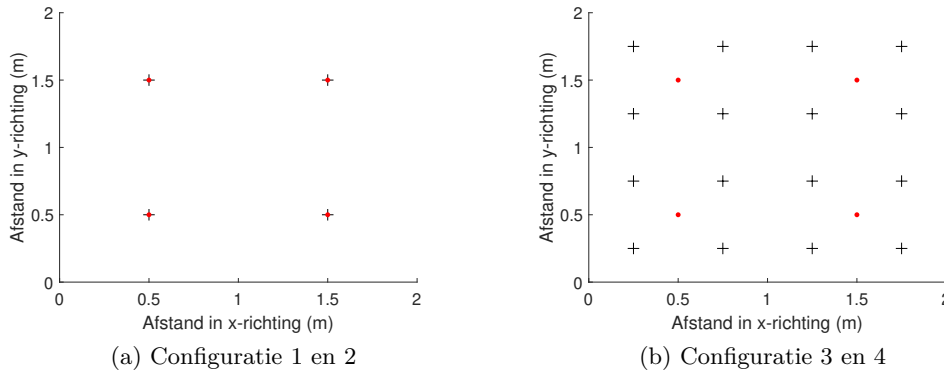
Met de basiscomponenten die hierboven zijn besproken zijn een aantal verschillende configuraties te maken. In deze thesis worden vier configuraties onderzocht. Door de performantie van deze vier configuraties te vergelijken, kan een inzicht worden verworven in de belangrijkste parameters die de performantie van de opstelling beïnvloeden. Er wordt in elke configuratie steeds gewerkt in een kamer van $2\text{ m} \times 2\text{ m}$ met een hoogte van 2.8 m. Grotere ruimten kunnen worden opgebouwd door de opstelling van $2\text{ m} \times 2\text{ m}$ te herhalen. De verschillende configuraties verschillen in aantal zenders en ontvangers, alsook in gezichtsveld (FoV) van de zenders. Voor de ontvangers wordt steeds de maximale FoV gebruikt, namelijk 180° . Op deze manier kan de ontvanger altijd al het licht opvangen dat door de zender wordt uitgestuurd en weerkaatst in de ruimte. De verschillende configuraties worden genummerd zodat er in het vervolg van deze tekst makkelijk naar kan worden verwezen. Configuratie 1 en 2 bestaan uit vier zenders en vier ontvangers bevestigd op dezelfde plaats. Elke ontvanger kan enkel weerkaatst licht van zijn bijbehorende zender ontvangen. In configuratie 1 heeft de zender een FoV van 20° en in configuratie 2 een FoV van 40° . Configuratie 3 en 4 bevatten elk zestien ontvangers en vier zenders. Er zijn dus vier ontvangers per zender beschikbaar. De ontvangers kunnen enkel het signaal van hun bijbehorende (= dichtsbijzijnde) zender opvangen. Configuratie 3 maakt voor zijn zenders gebruik van een FoV van 20° . Configuratie 4 heeft een FoV van 40° . Tabel 3.1 vat de parameters van de verschillende configuraties samen. Hierin stellen ρ_o en ρ_z de densiteit van ontvangers, respectievelijk zenders voor. In figuur 3.1 worden de verschillende configuraties grafisch voorgesteld. De zwarte kruisjes duiden ontvangers aan. De rode stippen stellen zenders voor.

3.3 Algoritme

Zodra er een persoon zich onder de opstelling bevindt, is het de taak van het algoritme om te bepalen wat de oriëntatie of locatie van de persoon is. Voor beide gevallen wordt een *fingerprinting approach* toegepast. Elke locatie of oriëntatie van de persoon creëert een uniek reflectiepatroon waarvan een deel van het licht wordt gereflecteerd richting de detectoren. Deze unieke hoeveelheid gereflecteerd licht in de detectoren

Tabel 3.1: Parameters van verschillende configuraties.

Configuratie	1	2	3	4
ρ_o (# ontvangers/m)	1	1	2	2
ρ_z (# zenders/m)	1	1	1	1
FoV zender ($^\circ$)	20	40	20	40
FoV ontvanger ($^\circ$)	180	180	180	180
Hoogte plafond (m)	2.80	2.80	2.80	2.80



Figuur 3.1: Overzicht van de gebruikte configuraties. De zwarte kruisjes stellen ontvangers voor en de rode stippen stellen zenders voor.

geeft elke locatie of oriëntatie van een persoon een unieke vingerafdruk die tijdens training wordt opgeslagen in een database. Wanneer de huidige locatie of oriëntatie van een persoon moet worden gezocht, kan de database worden geraadpleegd om de opgeslagen responsen te zoeken die het meest lijken op de huidige respons. Deze *fingerprinting approach* wordt geïmplementeerd door gebruik te maken van het k-dichtsbijzijnde burens (k-NN) algoritme [6]. Het k-NN-algoritme is een zeer eenvoudig *machine learning* algoritme om data te classificeren. Ondanks zijn eenvoud is het een veelgebruikt algoritme dat doorgaans goede resultaten biedt. Bovendien dient bij het gebruik van een dergelijk algoritme geen rekening te worden gehouden met alle fysische aspecten van de opstelling. Bepaalde werken zoals voorgesteld in sectie 2.2 maken aannames over hoe de schaduw valt of hoe een gebruiker licht reflecteert. *Machine learning* algoritmes nemen al deze eigenschappen indirect in rekening. Zoals eerder aangehaald wil de thesis een vergelijking brengen van een aantal mogelijke configuraties en kijken hoe deze presteren ten opzichte van elkaar. Daarom is hier niet gekozen voor het meest geavanceerde model. De verschillende stappen van het algoritme worden hier verder toegelicht.

In de eerste fase van het algoritme wordt trainingdata verzameld. Deze data omvat de respons in de J ontvangers wanneer een persoon aanwezig is onder de opstelling

en wordt voorgesteld door de vector $\mathbf{t}_i = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_J]^T \in \mathbb{R}^J$ ($1 \leq i \leq N M$). x_j stelt de individuele respons in ontvanger j voor, met $\forall j \in [1, J]$. In het geval van lokalisatie bevatten de \mathbf{t}_i de respons in de ontvangers gegenereerd door verschillende personen onder de opstelling op verschillende locaties. Op voorhand dienen N discrete locaties te worden uitgekozen waarop de testpersonen worden geplaatst. Op elke locatie worden dan M trainingsvectoren bepaald. De totale trainingsdata bevat dan $N M$ vectoren. De eerste M vectoren bevatten de respons van personen op locatie 1, vector $M + 1$ tot en met $2M$ bevat de respons van personen op locatie 2 enzovoort. In het geval van oriëntatiedetectie bestaat deze data uit de respons gegenereerd door verschillende personen op een bepaalde locatie met verschillende oriëntatie. Er bestaan dan N verschillende discrete oriëntaties waarop wordt getraind. Op elke oriëntatie worden M personen geplaatst zodat M trainingsvectoren worden verkregen per oriëntatie. De grootte van de trainingset heeft een invloed op het resultaat van het algoritme. Dit verband wordt verder besproken in de performantie-evaluatie in hoofdstuk 5. Zodra deze data verzameld is, en dus het algoritme getraind, kan in realtime de locatie of oriëntatie van een persoon worden bepaald. Volgende stappen dienen in realtime achter elkaar te worden herhaald. Na het volledig doorlopen van stap 1 tot 7 is één schatting van locatie of oriëntatie gemaakt.

1. Stel de vector \mathbf{c} van dimensie N op die de score van elke discrete locatie of oriëntatie bijhoudt. Bij de start van het algoritme heeft elke locatie of oriëntatie een score gelijk aan nul: $\mathbf{c} = [0 \ 0 \ \dots \ 0]^T \in \mathbb{R}^N$.
2. Bepaal de respons van de sensoren op het huidige tijdstip: $\mathbf{r} = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_J]^T \in \mathbb{R}^J$.
3. Zoek de index van dichtsbijzijnde vector uit de trainingset: $i_{min} = \underset{i}{\operatorname{argmin}} \operatorname{dist}(\mathbf{t}_i, \mathbf{r})$.
4. Bepaal welke locatie of oriëntatie vector $\mathbf{t}_{i,min}$ vertegenwoordigt. Indien $1 \leq i \leq M$, vertegenwoordigt \mathbf{t}_i de eerste locatie of oriëntatie ($n = 1$), indien $M + 1 \leq i \leq 2M$, vertegenwoordigt \mathbf{t}_i de tweede locatie of oriëntatie ($n = 2$) enzovoort. Stel vervolgens $\mathbf{c}(n) = \mathbf{c}(n) + 1$.
5. Zet alle elementen in de trainingsvector $\mathbf{t}_{i,min}$ op oneindig: $\mathbf{t}_{i,min}(1), \mathbf{t}_{i,min}(2), \dots, \mathbf{t}_{i,min}(J) = \infty$. Dit voorkomt dat vector $\mathbf{t}_{i,min}$ een tweede keer als dichtsbijzijnde vector wordt gekozen.
6. Herhaal stap 3 tot 5 $k - 1$ keer zodat in totaal de k dichtsbijzijnde vectoren worden bepaald.
7. Zoek de maximum index z_{max} in de vector \mathbf{c} die de score's bijhoudt: $z_{max} = \underset{z}{\operatorname{argmax}} \mathbf{c}(z)$. z_{max} geeft dan weer welke locatie of oriëntatie het meest waarschijnlijk is en deze wordt genomen als schatting. Indien meerdere indexen dezelfde waarde hebben, kan hiervan willekeurig één worden gekozen.

De afstand tussen twee vectoren kan op verschillende manieren bepaald worden. Hier wordt de euclidische afstand gebruikt, gegeven door formule 3.1.

$$dist(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \sqrt{(p_1 - q_1)^2 + (p_2 - q_2)^2 + \dots + (p_n - q_n)^2} \quad (3.1)$$

De belangrijkste parameter in dit algoritme is k . Deze bepaalt het aantal te zoeken dichtsbijzijnde vectoren. De beste methode om k te bepalen is door de gemiddelde fout op een testset te minimaliseren voor verschillende waarden van k .

Zowel het algoritme voor oriëntatie als het algoritme voor de lokalisatie is op deze manier geïmplementeerd. Deze algoritmes kunnen als twee aparte, naast elkaar staande algoritmes worden bekeken. In een eerste fase zoekt het eerste algoritme de locatie van de persoon. Vervolgens kan het tweede algoritme op zoek gaan naar de bijbehorende oriëntatie.

Het verschil tussen de schatting die het algoritme maakt en de werkelijke locatie of oriëntatie, is beperkt tot een theoretisch minimum. Dit wil zeggen dat het algoritme in het beste geval nog steeds een (kleine) afwijking zal vertonen ten opzichte van de werkelijke locatie of oriëntatie. Voor het geval van lokalisatie wordt in het beste geval de huidige locatie geschat op de dichtsbijzijnde positie waarop trainingdata is verzameld. Voor de oriëntatie van een persoon is dit analoog. Dit wordt verder toegelicht in hoofdstuk 5.

3.4 Besluit

Het ontwerp van FreeVLS tracht gebruiksvriendelijk te zijn door zijn zenders en ontvangers allemaal aan het plafond te bevestigen. Interferentie wordt tot een minimum beperkt door de zenders actief aan te sturen. Op deze manier kan een systeem worden bekomen waarbij elke ontvanger slechts reageert op de reflecties afkomstig van het licht van één enkele LED.

Om een beeld te krijgen van de invloed van een aantal parameters, zijn een aantal verschillende configuraties van FreeVLS voorgesteld. De configuraties verschillen in de densiteit van hun ontvangers ρ_o en FoV van de zenders. Hoofdstuk 5 bespreekt de performantie van deze verschillende configuraties.

Het algoritme dat wordt gebruikt om de locatie of oriëntatie van een persoon te schatten is het k-NN-algoritme. Het algoritme wordt getraind door de respons van de sensoren op te slaan die wordt gecreëerd wanneer een persoon zich op een gekende locatie of in een gekende oriëntatie bevindt. Wanneer een persoon zich onder de opstelling plaatst, kan zijn locatie en/of oriëntatie worden geschat door de huidige sensorrespons te vergelijken met de opgeslagen responsen tijdens training.

Hoofdstuk 4

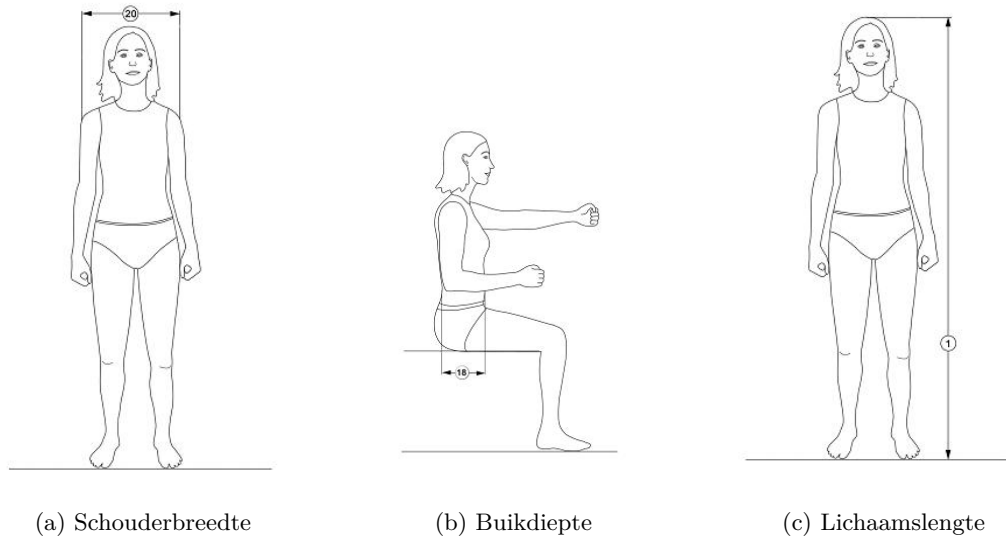
Softwaresimulatie

Om de verschillende configuraties van FreeVLS te kunnen beoordelen moeten ze kunnen worden vergeleken met elkaar. Elke opstelling volledig bouwen in hardware en beoordelen is erg tijdrovend. Om deze reden is een simulator in software (MATLAB [3]) gebouwd die een goede benadering probeert te maken van de gereflecteerde lichtsterkte die mag worden verwacht in de sensoren wanneer een persoon in een bepaalde positie onder een bepaalde opstelling staat.

Dit hoofdstuk licht toe hoe deze software is opgebouwd en met welke aspecten rekening gehouden wordt. Er wordt ook toegelicht welke aannames en vereenvoudigingen worden gemaakt. In deze simulatie worden personen voorgesteld als balken en wordt het Phong-reflectiemodel [12] gebruikt om de weerkaatsing van licht te modelleren. De simulatie heeft niet tot doel de werkelijkheid tot in detail na te bootsen, maar wil een goede indicatie geven van wat kan worden verwacht in realiteit.

4.1 Voorstelling persoon

In de simulator kunnen willekeurige personen worden gecreëerd. Een persoon wordt voorgesteld als een balk en heeft dus drie dimensies: een hoogte, een breedte en een dikte. Op dinbelg.be [8] staan een aantal antropometrische waarden voor de Belgische bevolking (18-65 jaar) opgelijst. Elke waarde bestaat uit een gemiddelde en een standaardafwijking. De maten schouderbreedte, buikdiepte en lichaamslengte kunnen dienen als benadering voor respectievelijk de breedte, dikte en hoogte van de balk. Een overzicht van deze maten is te vinden in figuur 4.1. Elke keer een nieuwe persoon wordt gecreëerd, wordt een willekeurige waarde gekozen voor de dikte, breedte en hoogte volgens de normale verdelingen gevonden op dinbelg.be. In realiteit bestaat er een correlatie tussen deze drie afmetingen. Deze wordt hier buiten beschouwing gelaten.



Figuur 4.1: Overzicht van gebruikte lichaamsmaten, overgenomen van [8].

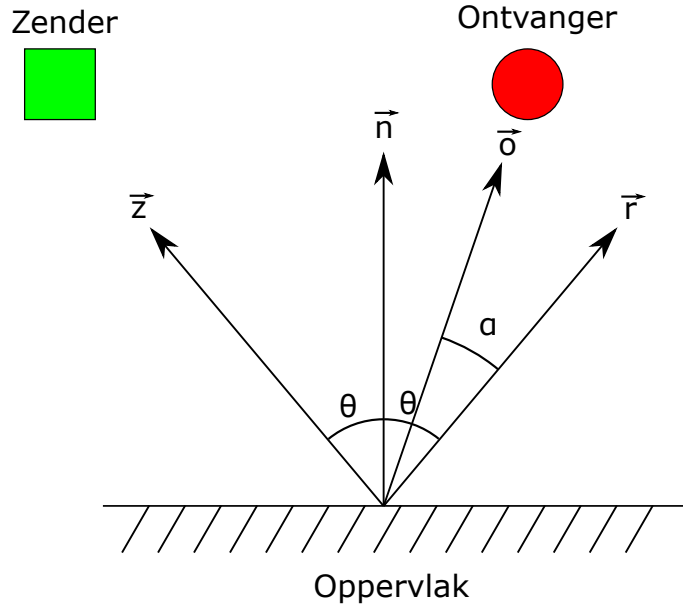
4.2 Phong-reflectiemodel

Het Phong-reflectiemodel [12] vormt de basis van de hele simulatie. Het is een empirisch model dat de lichtintensiteit in elk punt van de ruimte bepaalt onder belichting van één of meerdere lichtbronnen. Het model is opgebouwd uit componenten die spectrale en diffuse reflectie in rekening brengen. Figuur 4.2 geeft een schets met de belangrijkste geometrische parameters van het model weer. Het Phong-model voor één lichtbron wordt dan gegeven door formule 4.1.

$$I_o = K_a \cdot I_a + (K_d \cdot \cos(\theta) + K_s \cdot \cos(\alpha)^n) \cdot I_z \cdot \rho \quad [W/m^2]. \quad (4.1)$$

De symbolen gebruikt in deze formule hebben volgende betekenis:

- I_o : Totaal ontvangen lichtsterkte in de ontvanger veroorzaakt door één punt in de ruimte $[W/m^2]$.
- I_a : Lichtsterkte uitgezonden door omgevingslicht (*ambient light*) zoals zonlicht $[W/m^2]$.
- K_a : Fractie omgevingslicht weerkaatst door het object ($0 \leq K_a \leq 1$) [].
- I_z : Hoeveelheid licht uitgezonden door beschouwde bron/zender $[W/m^2]$.
- ρ : Reflectiecoëfficiënt (zie sectie 2.1.4) van het beschouwde oppervlak [].
- K_d : Fractie van het licht uit de beschouwde bron dat diffuus (zie sectie 2.1.3) wordt weerkaatst op het beschouwde oppervlak ($0 \leq K_d \leq 1$) [].



Figuur 4.2: Geometrische parameters gebruikt in het Phong-reflectiemodel.

- K_s : Fractie van het licht uit de beschouwde bron dat spectraal (zie sectie 2.1.3) wordt weerkaatst op het beschouwde oppervlak ($0 \leq K_s \leq 1$) [].
- θ : Hoek tussen invallende lichtstraal en de normaal op het beschouwde oppervlak. Deze is gelijk aan de hoek tussen de normaal op het oppervlak en de richting van de lichtstraal wanneer deze perfect spectraal wordt weerkaatst [°].
- α : Hoek tussen de vector in de richting van de ontvanger en de theoretisch perfecte spectrale weerkaatsingsrichting [°].
- n : Glanscoëfficiënt die bepaalt hoe glanzend een oppervlak is. Voor een perfecte spiegel is deze gelijk aan ∞ [].

De eerste term brengt het omgevingslicht in rekening. Zoals eerder besproken werkt de opstelling zonder interferentie met lichtbronnen vreemd aan de opstelling. Deze term is hier dus niet van toepassing. De volgende term brengt de diffuse reflectie in rekening. De hoeveelheid licht dat diffuus wordt weerkaatst is recht evenredig met $\cos(\theta)$, zoals vermeld in sectie 2.1.3. De laatste term brengt tot slot de spectrale reflectie in rekening die recht evenredig is met $\cos(\alpha)^n$. Op een oppervlak dat perfect spectraal reflecteert (zoals een spiegel) is $n = \infty$. Indien dit het geval is, geeft de laatste term een waarde niet gelijk aan nul enkel wanneer $\cos(\alpha) = 1$ en dus $\alpha = 0^\circ$. Dit wil zeggen dat de ontvanger enkel een hoeveelheid spectraal weerkaatst licht ziet wanneer die zich in perfect dezelfde richting bevindt als de theoretisch perfecte spectrale weerkaatsingsrichting. Voor de meeste voorwerpen is dit niet zo strikt afgelijnd en is dit eerder een zone rond de perfect spectrale weerkaatsingsrichting. Voor n positief en kleiner dan oneindig geldt: $0 \leq \cos(\alpha)^n \leq 1$ voor $0 \leq \alpha \leq 90^\circ$.

Op deze manier draagt deze term ook bij tot de totale lichtsterkte ontvangen in de ontvanger wanneer er een (kleine) hoek is tussen de ontvanger en de perfecte spectrale weerkaatsingsrichting. Formule 4.1 kan herschreven worden in termen van vectoren en hun inwendig product. Dit leidt tot formule 4.2.

$$I_o = K_a \cdot I_a + (K_d \cdot (\vec{n} \times \vec{z}) + K_s \cdot (\vec{r} \times \vec{o})^n) \cdot I_z \cdot \rho \quad [W/m^2] \quad (4.2)$$

In deze vergelijking stelt \times het inwendig product voor. De vectoren in vergelijking 4.2 zijn allemaal genormaliseerd en hebben volgende betekenis:

- \vec{n} : Normaal op het object in het beschouwde punt
- \vec{z} : Vector van het beschouwde punt naar zender/lichtbron
- \vec{o} : Vector van het beschouwde punt naar ontvanger
- \vec{r} : Vector van het beschouwde punt naar de ideale spectrale weerkaatsingsrichting

Hierbij kan \vec{r} eenvoudig worden bepaald volgens formule 4.3.

$$\vec{r} = 2 \cdot (\vec{n} \times \vec{z}) \cdot \vec{n} - \vec{z} \quad (4.3)$$

Formule 4.2 is zowel geldig voor 2D- als 3D-vectoren. Met weglaten van de term voor omgevingslicht is formule 4.4 de basis van de simulatie. In elk punt in de ruimte kunnen steeds alle benodigde vectoren opgesteld worden. Bijgevolg kan voor elk punt zijn bijdragen tot de totale respons in de ontvangers worden bepaald.

$$I_o = (K_d \cdot (\vec{n} \times \vec{z}) + K_s \cdot (\vec{r} \times \vec{o})^n) \cdot I_z \cdot \rho \quad [W/m^2] \quad (4.4)$$

Merk op dat wanneer in een bepaald punt θ groter is dan 90° het punt zich aan de schaduwzijde van het object bevindt. In dit geval is $\cos(\theta) < 0$ en dus $\vec{n} \times \vec{l} < 0$. In dit geval is er in dit punt geen enkele belichting en wordt de uitkomst van formule 4.4 gelijk aan nul gesteld. Dit leidt tot formule 4.5.

$$I_o = \begin{cases} (K_d \cdot (\vec{n} \times \vec{z}) + K_s \cdot (\vec{r} \times \vec{o})^n) \cdot I_z \cdot \rho & \vec{n} \times \vec{l} > 0 \\ 0 & \vec{n} \times \vec{l} \leq 0 \end{cases} \quad [W/m^2] \quad (4.5)$$

Wanneer L lichtbronnen aanwezig zijn, kan de totaal ontvangen lichtintensiteit in de ontvanger afkomstig van één punt in de ruimte worden bepaald door de som van de bijdragen van de verschillende bronnen. Dit leidt tot formule 4.6. Hierin is I_o de ontvangen lichtintensiteit veroorzaakt door één bron zoals gegeven door vergelijking 4.5 en $I_{o,tot}$ de totale ontvangen lichtintensiteit.

$$I_{o,tot} = \sum_{l=1}^L I_o \quad (4.6)$$

4.3 Verzwakking

Het Phong-model brengt geen verzwakking van de uitgezonden lichtintensiteit ten gevolge van de afgelegde afstand in rekening. Het vermogen van het uitgezonden licht is omgekeerd evenredig met d^2 (zie vergelijking 2.3). In de simulatie wordt het vermogen van de zender/lichtbron gekarakteriseerd als het vermogen per oppervlak opgevangen op een bepaalde referentieafstand van de zender (typisch 1 meter). De verzwakking van het licht ten gevolge van de totaal afgelegde weg (van zender naar weerkaatsingsoppervlak naar ontvanger) wordt dan bepaald via de omgekeerde kwadratenwet [15] in formule 4.7. Hierbij is d_{ref} de referentieafstand bij de meting van de lichtbron, I_{ref} de lichtintensiteit gemeten op de referentieafstand, d de totaal afgelegde afstand van het uitgezonden licht tot aan de ontvanger en I_o de ontvangen lichtintensiteit bij de ontvanger.

$$\frac{d_{ref}^2}{d^2} = \frac{I_o}{I_{ref}} \quad (4.7)$$

In formule 4.5 van het Phong-model dient I_z te worden vervangen met I_o uit formule 4.7 om deze verzwakking in rekening te brengen.

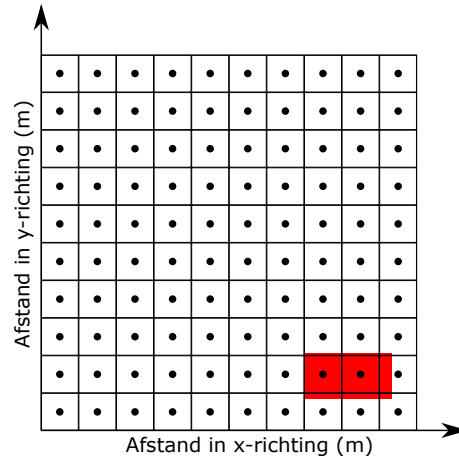
4.4 Sommatie van het Phong-model over de ruimte

Met het Phong-model kan de bijdrage van weerkaatst licht in elk punt in de ruimte tot de totale ontvangen lichtintensiteit in de ontvanger worden bepaald. Om de totale ontvangen intensiteit te kennen in een ontvanger, dient te worden gesommeerd over alle punten in de ruimte. De simulator deelt de sommatie over het grondoppervlak en de persoon op in twee aparte taken. De parameters van het Phong-model zijn afhankelijk van het oppervlak waarop het licht weerkaatst. Het Phong-model toegepast op een persoon of op de grond gebeurt dus met andere parameters.

4.4.1 Sommatie over grondoppervlak

Om het totaal gereflecteerde licht van de grond te berekenen wordt het grondoppervlak ingedeeld in vierkantjes, zoals afgebeeld in figuur 4.3. Vervolgens wordt het Phong-model toegepast op het middelste punt in elk vierkant. De ontvangen lichtintensiteit in de ontvanger, berekend uit het model, wordt dan gelijk verondersteld in elk punt van dit vierkant. Om de totale hoeveelheid ontvangen licht gereflecteerd vanuit één vierkant te kennen, wordt de waarde van het middelste punt vermenigvuldigd met de oppervlakte van het vierkant. Dit wordt herhaald voor alle vierkanten waaruit het grondoppervlak is opgedeeld en al deze waarden worden gesommeerd om de totale ontvangen lichtintensiteit in de ontvanger te bepalen. Hoe kleiner de vierkanten worden genomen, hoe nauwkeuriger de sommatie is. Het is belangrijk de schaduw van de persoon in rekening te brengen. Punten die niet belicht zijn, doordat de persoon tussen dit punt en de zender staat, mogen niet bijdragen tot de totale som van ontvangen licht. Ook punten die niet zichtbaar zijn voor de ontvanger,

omdat de persoon tussen dit punt en de ontvanger staat, mogen niet bij deze som worden opgeteld. Punten die op de persoon vallen mogen uiteraard ook niet worden meegerekend. Merk op dat hier kleine fouten worden gemaakt doordat bepaalde zones zowel op de persoon vallen als op de grond. De positie van het middelpunt bepaalt of het hele vierkant bij grond of persoon wordt gerekend. Deze procedure wordt herhaald voor elke zender/ontvanger(s) combinatie om de respons van de grond te bepalen.



Figuur 4.3: Bovenaanzicht van een ruimte opgedeeld in vierkanten voor sommatie. De rode rechthoek stelt een persoon voor. De zwarte stip duidt het midden van elk vierkant aan.

4.4.2 Sommatie over de persoon

Ook de reflectie op de persoon draagt bij tot de totale ontvangen lichtintensiteit aan de ontvanger. De vier zijvlakken van de persoon en het bovenvlak worden net zoals bij het grondoppervlak opgedeeld in vierkantjes. De procedure is vervolgens identiek aan die voor het grondvlak. Ook hier is het belangrijk schaduw in rekening te brengen. Een deel van de persoon zal immers niet belicht worden. Ook tussen de ontvanger en het beschouwde punt op de persoon moet een direct pad (LoS) zijn. Een eenvoudige methode om na te gaan of een punt op het oppervlak van het object en een ander punt in de ruimte in LoS staan is door te kijken welke hoek de rechte door deze punten en de normaal op het oppervlak maakt. Zodra deze hoek groter is dan 90° , bevindt het punt op het oppervlak van het object zich niet in LoS met het beschouwde punt in de ruimte.

4.5 Besluit

Dit hoofdstuk bespreekt de softwaresimulatie die wordt gebruikt om de prestatie van de verschillende configuraties te vergelijken. In het bijzonder wordt besproken hoe de simulatie is opgebouwd, met welke aspecten rekening is gehouden en welke

vereenvoudigingen worden gemaakt.

Een persoon wordt voorgesteld als een balk waarbij een nieuwe personen kan worden gecreëerd volgens de normaalverdelingen van een aantal antropometrische waarden voor de Belgische bevolking. Het Phong-reflectiemodel is een empirisch model dat de gereflecteerde lichtintensiteit naar een ontvanger bepaalt voor elk punt in de ruimte. De verzwakking van het lichtvermogen ten gevolge van de afgelegde weg kan in rekening worden gebracht door te stellen dat dit vermogen omgekeerd evenredig is met de afstand in het kwadraat. Tot slot wordt een sommatie over alle punten in de ruimte uitgevoerd om de totale hoeveelheid gereflecteerd lichtvermogen naar de ontvanger te bepalen.

Hoofdstuk 5

Performantieanalyse

Dit hoofdstuk presenteert hoe FreeVLS presteert op vlak van lokalisatie van personen en het bepalen van hun oriëntatie onder verschillende omstandigheden. Hiervoor wordt het k-NN-algoritme toegepast op de verschillende configuraties zoals besproken in sectie 3.3. Ter verduidelijking zijn de verschillende configuraties nog eens herhaald in tabel 5.1. Het softwaremodel uit hoofdstuk 4 wordt gebruikt om de gereflecteerde lichtsterkte die in de ontvangers terecht komt te bepalen zoals die kan worden verwacht in een echte situatie.

Het hoofdstuk start met een toelichting van de parameters die worden gebruikt voor het toepassen van de softwaresimulatie. Niet alle parameters zijn evident en hier en daar moeten aannames worden gemaakt. Vanzelfsprekend gaat de performantie hand in hand met de gekozen parameters. Dit hoofdstuk is verder onderverdeeld in het lokalisatieprobleem en het oriëntatieprobleem. Per onderdeel wordt toegelicht hoe het algoritme wordt getraind en op welke manier de performantie van het algoritme kan worden voorgesteld.

Tabel 5.1: Parameters van verschillende configuraties.

Configuratie	1	2	3	4
ρ_o (# ontvangers/m)	1	1	2	2
ρ_z (# zenders/m)	1	1	1	1
FoV zender (°)	20	40	20	40
FoV ontvanger (°)	180	180	180	180
Hoogte plafond (m)	2.80	2.80	2.80	2.80

5.1 Parameterkeuze voor simulatie

Om een simulatie uit te voeren dienen een aantal parameters te worden gekozen. Een eerste reeks parameters omvat de parameters die in het Phong-model uit sectie 4.2 worden gebruikt. Deze bestaan uit de reflectiecoëfficiënt, de fractie spectrale en

diffuse weerkaatsing en de glanscoëfficiënt. De parameters verschillen voor vloer en persoon en staan samengevat in tabel 5.2.

Tabel 5.2: Phong-parameters gebruikt voor simulatie.

Parameter	ρ	K_d	K_s	n
Vloer	0.20	0.40	0.60	10
Persoon	0.09-0.11	0.80	0.20	5

De reflectiecoëfficiënten kunnen experimenteel worden bepaald zoals uitgebreider uiteengezet in bijlage C. De coëfficiënt voor een persoon wordt niet voor elke persoon constant genomen, maar bevat een kleine variatie per nieuwe persoon die wordt gecreëerd. De gemeten vloercoëfficiënt is die van het labo waar later de hardwareopstelling werd gebouwd (hoofdstuk 6). Volgens de norm NEN-EN 12464-1:2011 [13] moet de vloercoëfficiënt tussen 0.20 en 0.40 liggen. Door de waarde gelijk aan 0.20 te kiezen, is ook meteen de moeilijkste situatie voor het algoritme gekozen. Zoals blijkt uit de simulatie wordt meer licht weerkaatst van de vloer naar de ontvangers dan van een persoon naar de ontvangers bij deze coëfficiënt. Bij een grotere vloercoëfficiënt zou dit verschil nog groter worden en FreeVLS bijgevolg beter werken. De fractie spectraal en diffuus licht (K_s respectievelijk K_d) dat de vloer of persoon weerkaatst, is moeilijker te bepalen. Bovendien zijn hier ook geen referenties over terug te vinden. Om deze reden wordt hier de weloverwogen aanname gemaakt dat de vloer zich meer gedraagt als perfecte spiegel dan een persoon en dus een hogere spectrale component moet hebben. Het is ook intuïtief duidelijk dat een persoon meer diffuus zal weerkaatsen dan een effen vloeroppervlak en dus de persoon een hogere diffuse component moet hebben. De glanscoëfficiënt n gaat ook hand in hand met hoe goed een oppervlak zich als perfecte spiegel gedraagt. Ook hier wordt de aanname gemaakt dat deze groter is voor de vloer dan voor de persoon. In hoofdstuk 6 zal blijken dat met deze aannames de realiteit goed wordt benaderd.

Naast de parameters gebruikt in het model, is nog een belangrijke overweging te maken over de nauwkeurigheid van de sommatie gebruikt in de simulatie. Hoe groter de nauwkeurigheid wordt genomen, hoe langer de simulatie duurt ($O(N^2)$). Om deze reden worden de vierkanten zoals in figuur 4.3 gelijk aan $0.2 \text{ m} \times 0.2 \text{ m}$ genomen. Voor de persoon worden vierkanten van $0.01 \text{ m} \times 0.01 \text{ m}$ genomen. Dit is mogelijk omdat de persoon veel kleiner is ten opzichte van de ruimte waarin hij zich bevindt. Bovendien kan de reflectie van de persoon sneller worden berekend, omdat niet moet worden gecontroleerd of het licht in een punt door een ander object wordt geblokkeerd.

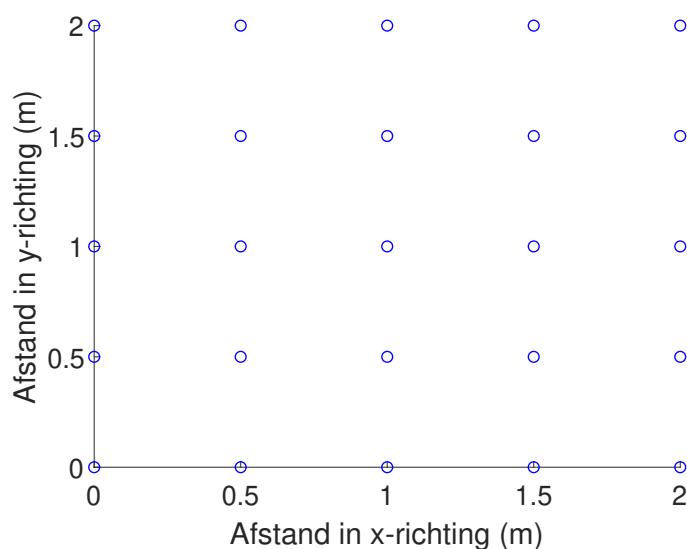
Het vermogen waarmee de zender licht uitstraalt is voor de simulatie niet relevant. Dit is enkel een schaalfactor die alle berekende responswaarden in de ontvanger schaaft. In een echte implementatie zal het vermogen waarmee de zender zendt een invloed hebben op de SNR in de ontvanger.

5.2 Lokalisatie van personen

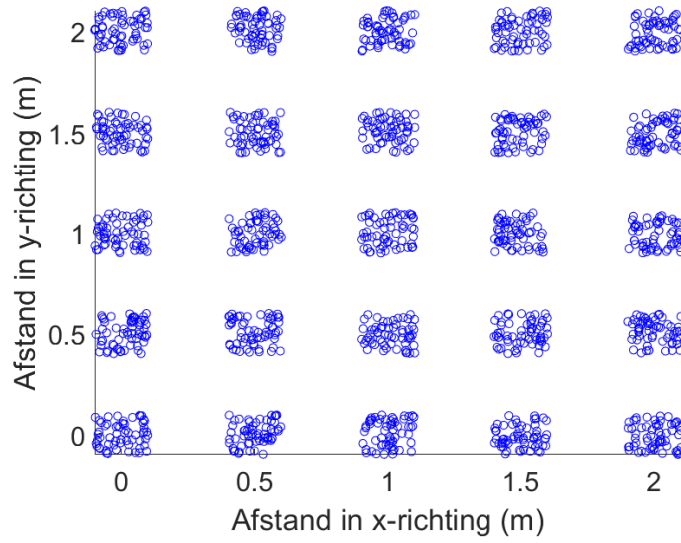
In deze sectie wordt toegelicht hoe de performantie van het lokalisatie-algoritme is bepaald voor de verschillende configuraties. Hierbij wordt de fout of afwijking van de geschatte locatie gedefinieerd als de afstand van de werkelijke locatie van een persoon tot de geschatte locatie van die persoon. In wat volgt worden fout en afwijking als synoniem beschouwd.

5.2.1 Initialisatie van het algoritme

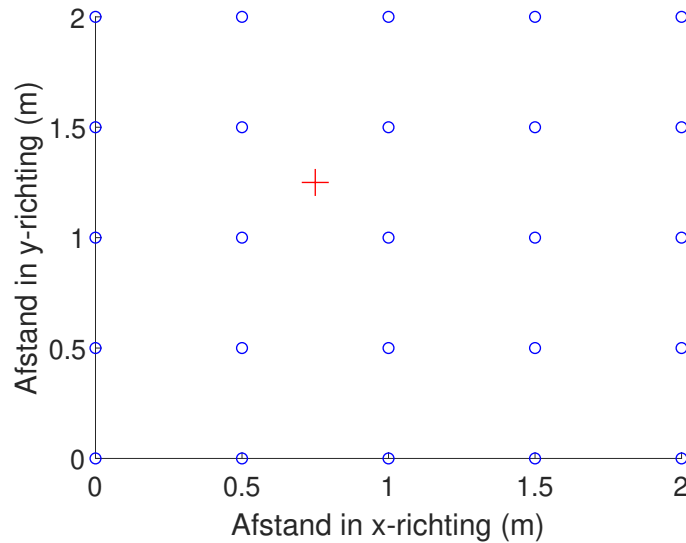
De eerste stap in het gebruik van het k-NN-algoritme is het verzamelen van training-data. Hiertoe wordt om de 0.5 m in x- en y-richting een trainingspunt gedefinieerd, zoals weergegeven in figuur 5.1. Op elk punt worden M verschillende personen geplaatst met een willekeurige oriëntatie. Omdat het in de realiteit onwaarschijnlijk is dat al deze personen op exact dezelfde locatie gaan staan tijdens training, wordt hier voor elke persoon een kleine afwijking toegepast ten opzichte van het trainingspunt zoals weergegeven in figuur 5.2. Elk punt heeft een afwijking tussen 0 m en 0.1 m in x- en y-richting, waarbij elke waarde in dit interval even waarschijnlijk is. Deze data vormt de trainingdata van het algoritme. Zodra een persoon onder de opstelling wordt geplaatst, wordt zijn positie bepaald door op zoek te gaan naar de k sensorresponsen die het meest lijken op de respons uitgelokt door de persoon in de opstelling. De positie die het meest vertegenwoordigd wordt door de geselecteerde sensorresponsen is de geschatte locatie van de persoon. Er is echter geen garantie dat deze schatting het dichtsbijzijnde trainingspunt is. In het slechtste geval moet de locatie van een persoon in een punt in het midden van de trainingspunten worden bepaald, zoals weergegeven in figuur 5.3. In dit geval is de afstand tot een dichtsbijzijnde trainingspunt 0.35 m en is dit de minimale fout die gemaakt kan worden in deze situatie.



Figuur 5.1: Overzicht van trainingspunten.



Figuur 5.2: Locatie van personen geplaatst rondom de trainingspunten.



Figuur 5.3: Voorbeeld van een punt waarop de ergste fout wordt verwacht (aangeduid door het kruis.)

Het algoritme bevat één belangrijke parameter, k , die bepaalt hoeveel dichtsbijzijnde vectoren worden gezocht. Een logisch criterium om deze parameter te optimaliseren is de gemiddelde fout of gemiddelde afwijking. De gemiddelde fout e_m is gedefinieerd als de gemiddelde fout die wordt gemaakt op een groot aantal testpunten, weergegeven

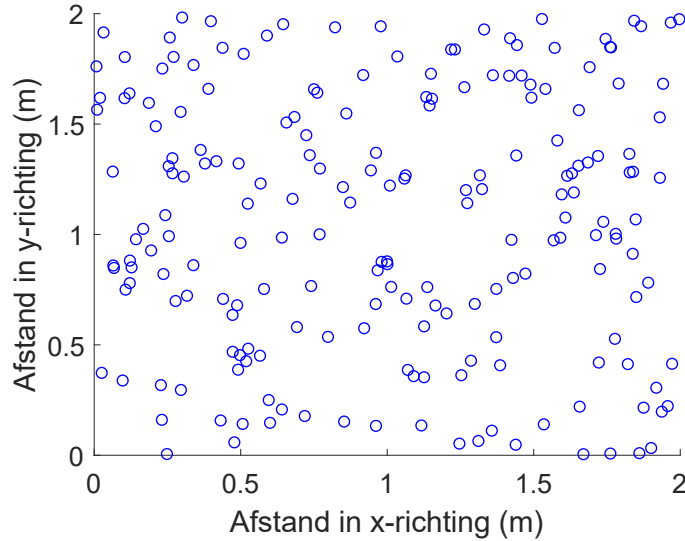
door formule 5.1.

$$e_m = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P \text{dist}(\mathbf{p}_i, \mathbf{q}_i) \quad (5.1)$$

Hierin stelt p_i de geschatte locatie van een testpunt voor en q_i de werkelijke locatie van dit punt. dist heeft hier opnieuw de betekenis van euclidische afstand. P is het totaal aantal testpunten en wordt hier gelijk genomen aan $P = 200$. Dit wil zeggen dat op tweehonderd willekeurige punten in de ruimte van $2 \text{ m} \times 2 \text{ m}$ een verschillend persoon wordt geplaatst met willekeurige oriëntatie, zoals weergegeven in figuur 5.4. In elk punt maakt het algoritme een schatting van de positie van de persoon. Voor elk van de tweehonderd punten wordt de fout bepaald om zo de gemiddelde fout e_m te bepalen. Om de beste waarde voor k te bekomen wordt voorgaande herhaald voor verschillende waarden van k gaande van 1 tot $3M$. De beste waarde is de waarde waarbij de gemiddelde fout e_m zo klein mogelijk is en wordt dan gegeven door k_{opt} in formule 5.2.

$$k_{opt} = \underset{k}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P \text{dist}(\mathbf{p}_i, \mathbf{q}_i) \quad k \in [1, 3M] \quad (5.2)$$

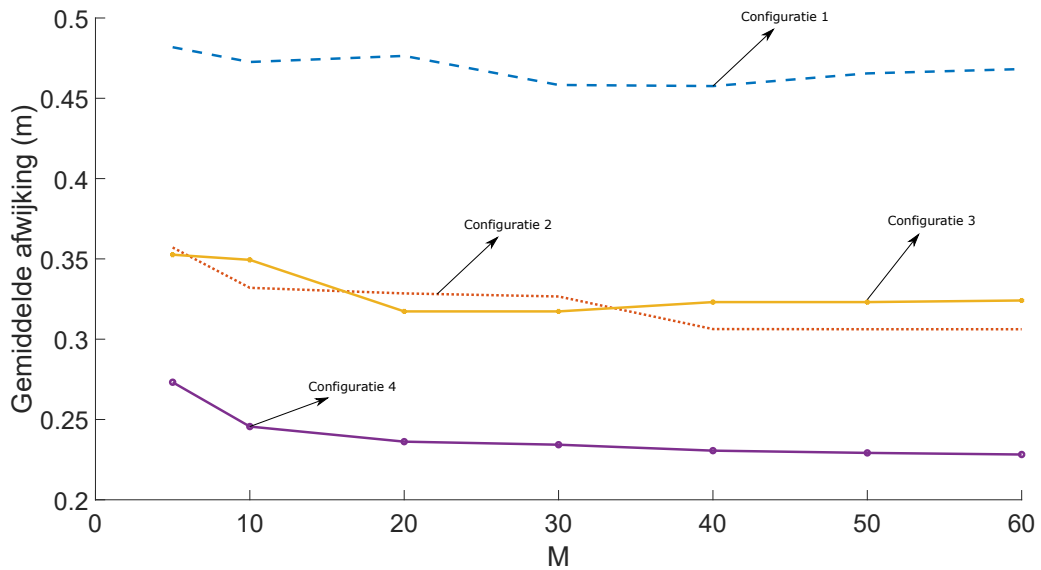
Voor elke configuratie is de beste k -waarde voor een aantal trainingsets met verschillende M terug te vinden in bijlage A.



Figuur 5.4: Voorbeeld van tweehonderd willekeurige punten in de ruimte van $2 \text{ m} \times 2 \text{ m}$.

5.2.2 Performantie van de verschillende configuraties

De gemiddelde afwijking op een groot aantal willekeurige posities e_m (formule 5.1) is een goede maatstaf voor de performantie van het algoritme. Om deze performantie te meten, wordt, met de optimale parameters die bepaald zijn tijdens de initialisatie, de gemiddelde fout berekend op een nieuwe set met tweehonderd willekeurige personen op tweehonderd nieuwe willekeurige punten. De performantie van de verschillende scenario's is weergegeven in figuur 5.5. Een tabelvorm van deze waarden is te vinden in bijlage A.



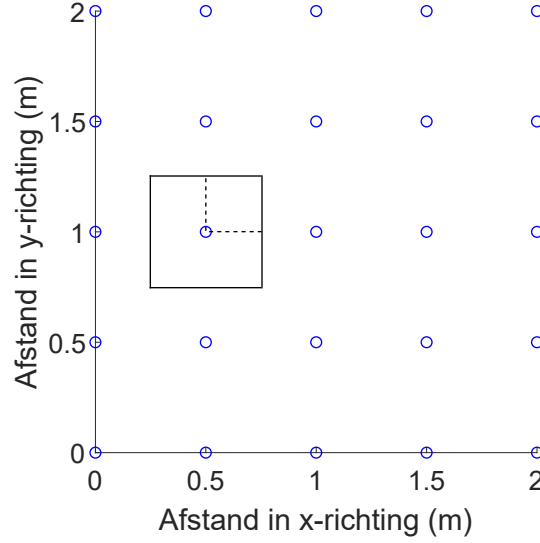
Figuur 5.5: Gemiddelde afwijking gemeten voor $P = 200$ testpunten in functie van een trainingset met aantal testpersonen per discrete locatie M voor de verschillende configuraties.

Merk op dat er een theoretisch gemiddelde afwijking bestaat waarnaar kan worden geconvergeerd naarmate het aantal testpunten P toeneemt. Deze theoretisch gemiddelde afwijking is dus de ondergrens voor de gemiddelde afwijking die kan worden gehaald in de praktijk. Deze ondergrens kan alleen worden bereikt wanneer elke geschatte locatie van de persoon steeds wordt afgebeeld op het dichtsbijzijnde trainingspunt. De theoretisch gemiddelde afwijking kan worden bepaald met behulp van figuur 5.6. De zwarte vierhoek (in volle lijn) duidt de grens aan van alle punten waarvan het dichtsbijzijnde trainingspunt in het midden van deze vierhoek ligt. Op elk van deze punten kan een persoon staan met eenzelfde waarschijnlijkheid. De te zoeken theoretisch gemiddelde afwijking is dan de verwachte waarde van de afstand van een willekeurig punt in deze vierhoek tot het middelpunt. Omwille van de symmetrie is dit gelijk aan de verwachte waarde van de afstand van een punt in de kleinere vierhoek (aangeduid met de stippelijn) tot het middelpunt van de

grotere vierhoek. De theoretisch gemiddelde afwijking $e_{m,t}$ wordt dan gegeven door formule 5.3 en bedraagt $e_{m,t} = 0.19 \text{ m}$.

$$e_{m,t} = \frac{1}{0.25^2} \int_0^{0.25} \int_0^{0.25} \sqrt{x^2 + y^2} \, dx dy = 0.19 \text{ m} \quad (5.3)$$

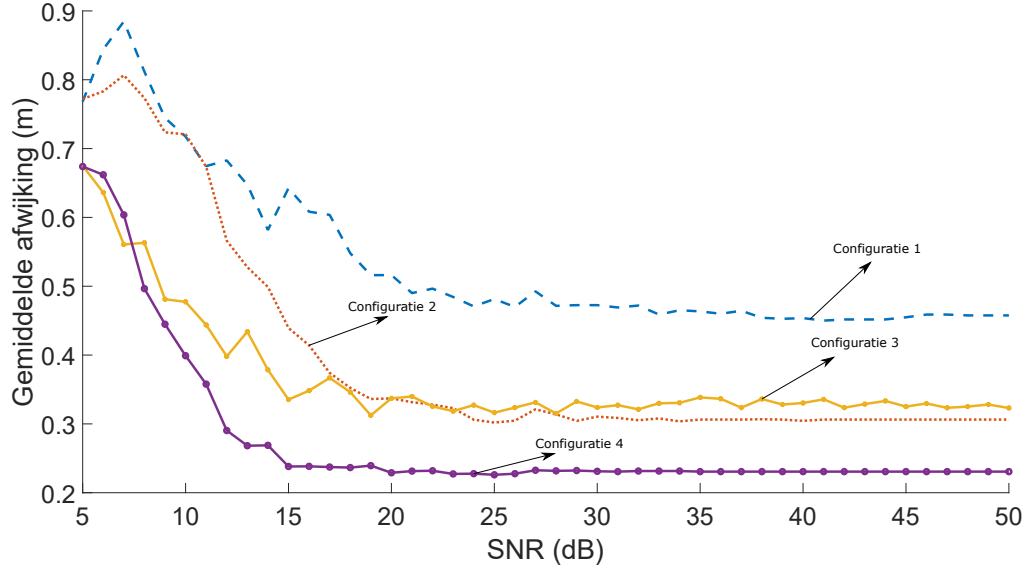
Merk op dat deze waarde enkel afhankelijk is van de dichtheid van de traingspunten.



Figuur 5.6: Illustratie bij formule 5.3.

5.2.3 Impact van ruis op performantie

In een realistische implementatie zullen verschillende vormen van ruis een bijdrage leveren tot de intensiteit die uitgelezen wordt uit de ontvangers. Voorbeelden hiervan zijn de ruis op het elektriciteitsnet die zich verder propageert in het uitgezonden en weerkaatste licht. Een andere vorm van ruis is kwantisatieruis die ontstaat wanneer het analoge sensorsignaal wordt omgezet in een digitale waarde. In een volledig passief systeem (geen actieve zenders) kan ook ruis ontstaan door licht vreemd aan de opstelling. Dit is hier uiteraard niet van toepassing. Hoewel deze ruisbijdragen relatief klein lijken, klein is ook de lichtintensiteit die terug wordt opgevangen door de ontvangers. Slechts een klein deel van het licht wordt weerkaatst richting de ontvangers. De kleine fractie van licht die weerkaatst wordt, is bovendien ook sterk verzwakt zoals bepaald in formule 2.3. Om deze reden is het interessant om ook te kijken naar de performantie van het algoritme onder de aanwezigheid van ruis. Hiertoe wordt aan het signaal ruis toegevoegd met verschillende vermogens. In figuur 5.7 wordt de performantie van het algoritme op de verschillende configuraties in functie van de signaal tot ruisverhouding (SNR) afgebeeld voor een trainingset met $M = 40$. Deze info is in tabelvorm terug te vinden in bijlage A.



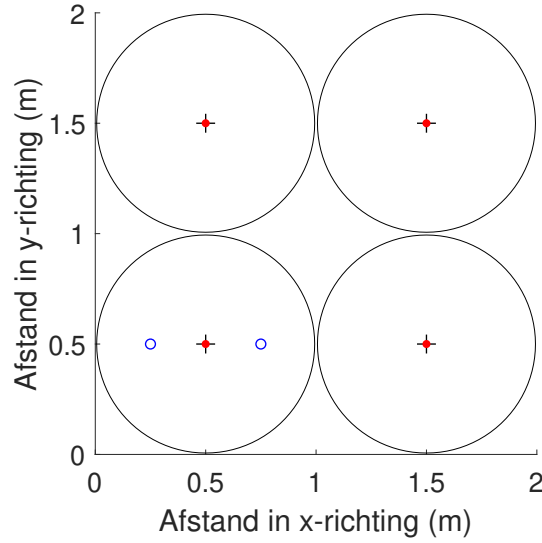
Figuur 5.7: Performantie van de verschillende configuraties onder verschillende SNR voor een trainingset met aantal testpersonen per discrete locatie $M = 40$.

5.2.4 Bespreking resultaten

Performantie van de verschillende configuraties

Uit voorgaande resultaten zijn een aantal dingen af te leiden. Allereerste is het duidelijk dat de performantie verbetert wanneer de FoV wordt vergroot, zoals figuur 5.5 aantoont. Dit kan intuïtief verklaard worden aan de hand van configuratie 1 en 2. Wanneer de lichtbundels van de verschillende LEDs niet overlappen, zijn er verschillende punten die een gelijkaardige respons in de ontvangers uitlokken, omdat het gereflecteerde oppervlak van de persoon gelijkaardig is en de afstand tussen de twee punten gelijk. Een voorbeeld van twee dergelijke punten in configuratie 1 is weergegeven in figuur 5.8. De zwarte cirkels stellen het bereik van het licht van de LEDs voor. Wanneer de FoV wordt vergroot zullen de gebieden die de LEDs verlichten overlappen en bijgevolg een respons uitlokken in meerdere detectoren. Dit is weergegeven in figuur 5.9 waar het duidelijk is dat het rechtse punt een reactie zal uitlokken in twee ontvangers. Het is belangrijk te melden dat het gebied dat de LEDs verlichten zowel afhankelijk is van hun FoV als van hun hoogte. Voor een andere ruimte met een andere hoogte van plafond kan eenzelfde FoV dus tot een ander resultaat leiden.

Een tweede conclusie die kan worden getrokken is dat het toevoegen van extra detectoren een positief effect heeft op de afwijking. In dit specifieke geval leidt (toevallig) het verdubbelen van de densiteit van de ontvangers ρ_o tot ongeveer eenzelfde gemiddelde afwijking als het verdubbelen van de FoV (vergelijk configuratie 2 en 3



Figuur 5.8: Twee punten waarop eenzelfde respons wordt verwacht in configuratie 1, aangeduid door de blauwe cirkels. De (grote) zwarte cirkels stellen het bereik van de LEDs voor, de rode stippen stellen de zenders voor en de zwarte kruisjes de ontvangers.

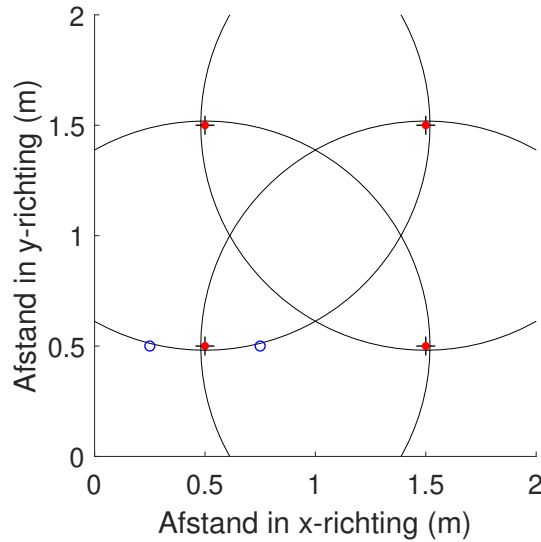
in figuur 5.5). Dit kan ook intuïtief worden verklaard met behulp van configuratie 1 en 3. Een probleem met een (te) kleine FoV is dat op sommige punten eenzelfde respons wordt uitgelokt doordat ze even ver van de zender/ontvanger liggen, zoals weergegeven in figuur 5.8. Dit wordt nu opgelost door extra ontvangers toe te voegen, zodat de reactie in de ontvangers verschillend is voor de twee punten zoals weergegeven in figuur 5.10.

vervolgens dient ook opgemerkt te worden dat er voor elke configuratie een waarde van M bestaat waarna de gemiddelde afwijking niet meer daalt, zoals te zien in figuur 5.5. Extra trainingdata toevoegen is dus niet altijd zinvol.

Tot slot is het zinvol te vermelden dat de gemiddelde afwijking voor configuratie 4 zich rond 0.25 m bevindt. Dit is erg dicht tegen de theoretisch gemiddelde fout $e_{m,t} = 0.19$ m, zoals bepaald door formule 5.3.

Impact van ruis op de performantie

Figuur 5.7 laat visueel zien dat de grafieken voor configuratie 1 en 2 min of meer een verschoven versie zijn van de grafieken voor configuratie 3 en 4. Rond een SNR van 20 dB bereiken configuratie 1 en 2 hun minimale afwijking. Voor configuratie 3 en 4 wordt deze minimale afwijking al bereikt rond een SNR van 15 dB. Dit impliceert dat de FoV geen invloed heeft op de robuustheid van het systeem tegen ruis. De dichtheid van ontvangers ρ_o heeft daarentegen wel een invloed.



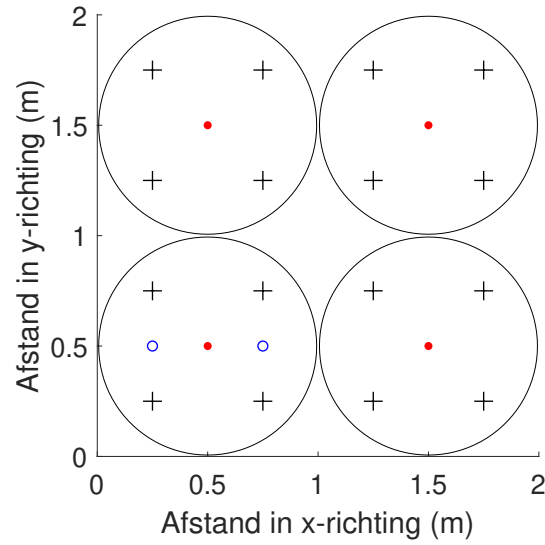
Figuur 5.9: Zelfde punten als in figuur 5.8 voor configuratie 2, aangeduid door de blauwe cirkels. De (grote) zwarte cirkels stellen het bereik van de LEDs voor, de rode stippen stellen de zenders voor en de zwarte kruisjes de ontvangers.

Tot slot dient te worden gemeld dat de grootte van de trainingset geen invloed heeft op de de ruisgevoeligheid van het systeem. Extra trainingdata toevoegen om het systeem minder ruisgevoelig te maken heeft dus geen zin.

5.3 Oriëntatie van personen

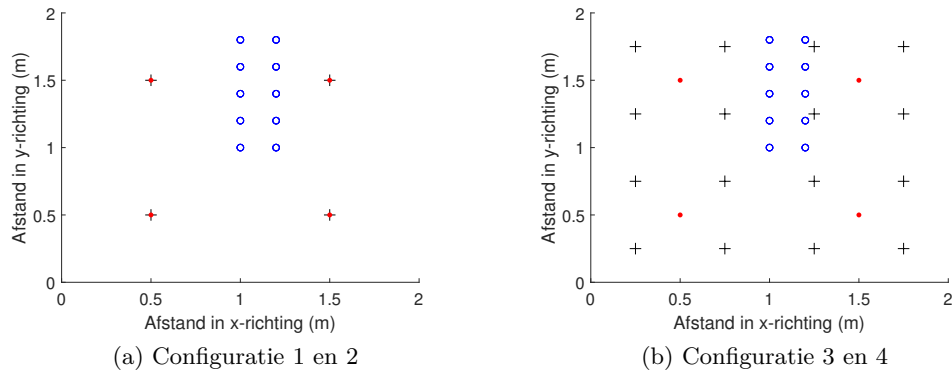
Deze sectie licht toe hoe de performantie van FreeVLS voor de oriëntatie van personen kan worden bepaald. Door de voorstelling van een persoon als balk, wordt de oriëntatie van een persoon volledig bepaald door één hoek tussen 0° en 180° . Dit is vanwege de symmetrie van de balk, waarvan de eigenschappen aan elke zijde identiek zijn. Wanneer de balk 180° is gedraaid, staat hij dus terug in dezelfde positie als waar hij is gestart bij 0° . De fout of afwijking is gedefinieerd als het verschil tussen de geschatte oriëntatie en de werkelijke oriëntatie. De fout is dan een hoek uitgedrukt in graden. Het is heel belangrijk te herhalen dat het oriëntatiealgoritme onafhankelijk is van de locatiebepaling. Het oriëntatiealgoritme wordt altijd toegepast wanneer de locatie van de persoon gekend is.

Om een beeld te krijgen van de performantie, wordt het algoritme uitgewerkt voor een aantal verschillende locaties, zoals weergegeven in figuur 5.11. Deze locaties zijn relatief willekeurig gekozen. Bovendien dienen niet alle locaties te worden geëvalueerd aangezien verschillende posities equivalent zijn omwille van de symmetrie van de opstelling. Punten aan de rand van de opstelling werden niet getest. Merk op dat de



Figuur 5.10: Zelfde punten als in figuur 5.8 voor configuratie 3, aangeduid door de blauwe cirkels. De (grote) zwarte cirkels stellen het bereik van de LEDs voor, de rode stippen stellen de zenders voor en de zwarte kruisjes de ontvangers.

evaluatie van dit algoritme meer werk vraagt dan het lokalisatiealgoritme, omdat het hele algoritme opnieuw moet worden getraind en geëvalueerd voor elke andere locatie.



Figuur 5.11: Locaties waarop oriëntatiedetectie wordt getest voor de vier configuraties, aangeduid door de blauwe cirkels. De zwarte kruisjes stellen ontvangers voor en de rode stippen stellen zenders voor.

5.3.1 Initialisatie van het algoritme

De initialisatie van het oriëntatiealgoritme verloopt volledig analoog aan de initialisatie van het algoritme voor lokalisatie en start met het verzamelen van trainingdata. Voor een gekende locatie worden een aantal discrete oriëntaties gedefinieerd. Hier is gekozen voor de oriëntaties 10° , 20° , ..., 180° . Dit is volledig analoog aan de discrete locaties die werden gekozen voor het lokalisatiealgoritme in figuur 5.1. vervolgens worden M personen geplaatst volgens elke discrete oriëntatie. Dit levert in totaal $18M$ trainingsvectoren op. Ook dit algoritme heeft een worstcasescenario. Wanneer de persoon zich op bijvoorbeeld 15° bevindt, kan het algoritme in het beste geval enkel 10° of 20° als uitkomst geven. In dit geval is de minimale fout die gemaakt kan worden dus 5° .

De parameter k dient ook hier te worden bepaald. Hetzelfde criterium als bij lokalisatie kan worden toegepast: het minimaliseren van de gemiddelde fout. Deze gemiddelde fout e_m is gedefinieerd als de gemiddelde afwijking die wordt gemaakt op een groot aantal testoriëntaties, gedefinieerd volgens formule 5.4.

$$e_m = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P |\theta_i - \alpha_i| \quad (5.4)$$

Hierin stelt θ_i de hoek voor van de geschatte oriëntatie en α_i de hoek van de reële oriëntatie. P is het totaal aantal willekeurige testoriëntaties en hier geldt $P = 200$. De optimale waarde voor k wordt dan gegeven door k_{opt} in formule 5.5.

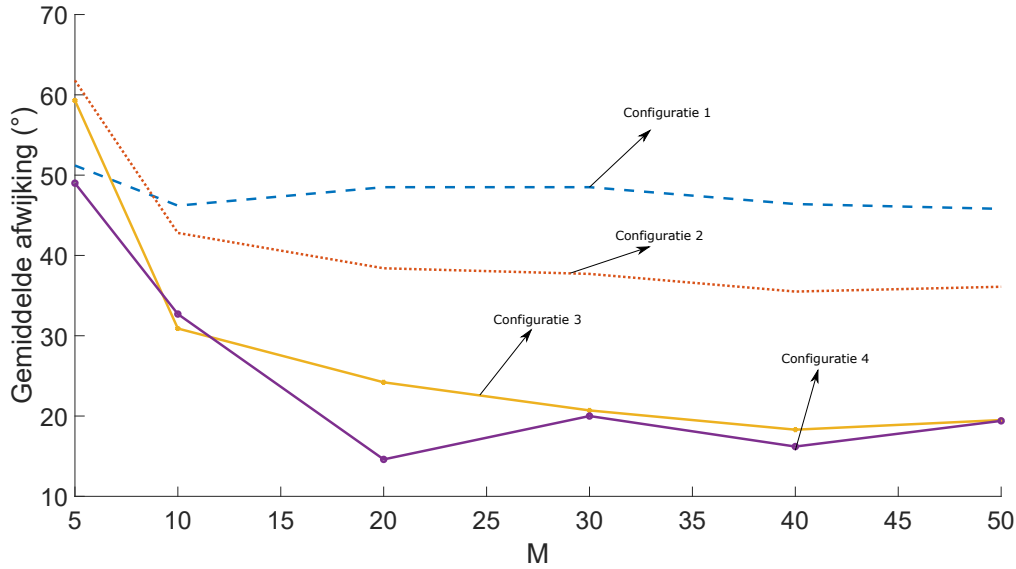
$$k_{opt} = \underset{k}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P |\theta_i - \alpha_i| \quad k \in [1, 3M] \quad (5.5)$$

In bijlage B kunnen de optimale waarden worden gevonden voor de verschillende configuraties en de verschillende locaties.

5.3.2 Performantie van de verschillende configuraties

De gemiddelde afwijking van de oriëntatie van een persoon gemeten over een grote testset e_m is een goede maat voor de performantie van het algoritme. Hiertoe wordt het algoritme toegepast op een testset van $P = 200$ verschillende personen met elk een willekeurige oriëntatie. Voor elke locatie van de persoon volgens figuur 5.11 levert dit andere resultaten op. Deze resultaten worden voor de verschillende locaties en configuraties weergegeven in bijlage B. Het resultaat voor locatie (1.0 m;1.4 m) wordt afgebeeld in figuur 5.12 in functie van M .

De theoretisch gemiddelde fout of afwijking $e_{m,t}$ waarnaar kan worden geconvergeerd bij toenemende grootte van testset P , kan volledig analoog worden bepaald zoals voor lokalisatie. Oriëntaties tussen bijvoorbeeld 0° en 5° hebben een even grote kans om voor te komen en zouden in het beste geval als 0° worden geclassificeerd. Met



Figuur 5.12: Gemiddelde afwijking voor locatie (1.0 m;1.4 m) voor trainingset met verschillend aantal testpersonen per discrete oriëntatie M .

formule 5.6 kan dan de verwachte waarde worden bepaald als $e_{m,t} = 2.5^\circ$.

$$e_{m,t} = \frac{1}{5} \int_0^5 \beta \, d\beta = 2.5^\circ \quad (5.6)$$

Merk ook hier op dat er enkel naar deze theoretische waarde kan worden geconvergeerd, als elke oriëntatie op zijn dichtsbijzijnde trainingoriëntatie wordt geschat.

5.3.3 Impact van ruis op performantie

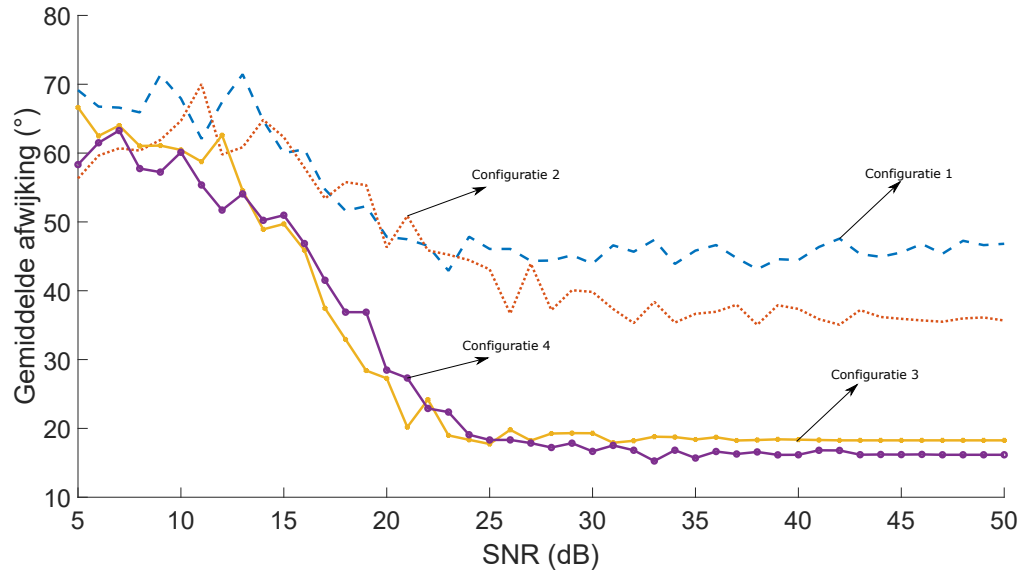
Om de impact van ruis te bestuderen wordt figuur 5.13 gecreëerd die volledig analoog is aan figuur 5.7. Deze grafiek is opgesteld voor locatie (1.0 m;1.4 m) en voor een trainingset met $M = 40$. De figuur is in tabelvorm te vinden in bijlage B.

5.3.4 Bespreking resultaten

Performantie van de verschillende configuraties

Uit voorgaande zijn opnieuw een aantal resultaten af te leiden. Als eerste valt een veel kleinere invloed van de FoV op te merken dan bij de lokalisatie. In figuur 5.12 is te zien dat de gemiddelde afwijking voor configuratie 1 en 2 dicht bij elkaar liggen dan dit het geval was voor lokalisatie (figuur 5.5). Ook voor configuratie 3 en 4 is hetzelfde op te merken.

Het toevoegen van extra detectoren heeft ook hier duidelijk een gunstige invloed.



Figuur 5.13: performantie van de verschillende configuraties onder verschillende SNR voor een trainingset met aantal testpersonen per discrete oriëntatie $M = 40$.

Configuratie 3 en 4 scoren duidelijk beter dan configuratie 1 en 2.

Ook hier lijkt er een waarde van M te bestaan waarna de afwijking vrijwel constant blijft. Extra trainingsdata toevoegen is dus niet altijd zinvol.

Als laatste dient te worden opgemerkt dat de gemiddelde afwijking in het beste geval rond 30° zit. Dit is ver van de theoretisch gemiddelde afwijking $e_{m,t} = 2.5^\circ$, zoals bepaald in formule 5.6.

Impact van ruis op de performantie

Anders dan bij de lokalisatie lijken hier alle configuraties eenzelfde ruisgevoeligheid te vertonen. Op figuur 5.13 is te zien dat elke configuratie rond de 25 dB zijn minimale gemiddelde afwijking bereikt.

Niet enkel de ruisgevoeligheid van de configuraties relatief tegenover elkaar is verschillend, maar ook de totale ruisgevoeligheid van het systeem is verschillend. Grafiek 5.13 is duidelijk naar rechts verschoven op de x-as in vergelijking met figuur 5.7.

Bij de bespreking van deze resultaten dient echter een kanttekening te worden gemaakt. Het oriëntatieprobleem is een moeilijker probleem dan het lokalisatie probleem waarbij fouten harder gepenaliseerd worden. Een oriëntatie van een persoon rond 0° en 180° levert zeer gelijkaardige sensordata op. Wanneer het algoritme hier de foute keuze maakt, is de fout meteen de grootst mogelijke die gemaakt kan

worden. Het is dus logisch dat het oriëntatiealgoritme minder goed lijkt te werken. Een mogelijke oplossing voor dit probleem bestaat er uit om op elk moment een kansverdeling te bepalen voor de volgende oriëntatie van de persoon. Het is zeer onwaarschijnlijk dat de persoon tussen twee metingen 180° is gedraaid. Door deze kansverdeling in rekening te brengen, kunnen fouten zoals voorgaande vermeden worden.

5.4 Besluit

Dit hoofdstuk geeft een goed overzicht van de te verwachte performanties in een reële implementatie van FreeVLS. Daarnaast geeft het inzicht in hoe de performantie verandert in functie van de FoV van de zenders en de densiteit van de ontvangers ρ_o . Het lokalisatiealgoritme zit voor configuratie 4, met een gemiddelde afwijking rond 0.25 m, dicht tegen de theoretisch gemiddelde afwijking van 0.19 m die in het beste geval kan worden behaald. Zowel de FoV vergroten, als de densiteit van detectoren vergroten heeft een gunstige invloed op de performantie. Het vergroten van de densiteit van de ontvangers ρ_o maakt het systeem robuuster tegen ruis. De FoV heeft hier weinig tot geen invloed op. Het oriëntatiealgoritme presteert minder goed. De gemiddelde afwijking ligt voor alle configuraties ver boven de theoretisch te halen gemiddelde afwijking van 2.5° . De FoV lijkt minder invloed te hebben op de performantie dan in het geval van lokalisatie. De densiteit van de ontvangers ρ_o heeft wel duidelijk een positieve invloed. De ruisgevoeligheid van het systeem ligt ook duidelijk hoger dan voor het lokalisatiealgoritme. Zowel de FoV als de densiteit van de ontvangers ρ_o lijken weinig invloed te hebben op de ruisgevoeligheid.

Hoofdstuk 6

Hardwareverificatie

Dit hoofdstuk bouwt het ontwerp van FreeVLS uit hoofdstuk 3 volledig in een hardware-implementatie. Het doel van deze hardwareopstelling is tweedelig. Enerzijds wordt aangetoond dat al het voorgaande niet enkel theoretisch mogelijk is, maar ook kan worden gerealiseerd in een echte implementatie. Hier wordt een concreet voorbeeld gegeven van de componenten die kunnen worden gebruikt en met welke aspecten rekening moet worden gehouden. Anderzijds is het een verificatie dat de aannames en gekozen parameters uit de softwareanalyse een goede keuze zijn en bijgevolg de resultaten betrouwbaar maken.

De verificatie is echter beperkt gebleven. Door de maatregelen getroffen naar aanleiding van de COVID-19-pandemie is het werk aan deze opstelling onverwachts moeten worden beëindigd. Door deze plotse stopzetting lijken een aantal keuzes gemaakt in deze opstelling eerder vreemd. Zo komen de dimensies van de opstelling niet overeen met die van één van de vooropgestelde configuraties zoals uiteengezet in sectie 3.2. Ook de eigenschap dat elke zender een aantal ontvangers toegewezen krijgt is hier niet toegepast. Dit wil zeggen dat elke ontvanger het licht uitgezonden door elke zender kan opvangen. Deze afwijkende eigenschappen zijn het gevolg van het feit dat de hardwareopstelling reeds werd opgesteld voor de resultaten van de softwareanalyse bekend waren. Bovendien beperkt de verificatie zich tot de lokalisatie van personen en wordt de oriëntatie niet verder besproken. Als laatste dient te worden gemeld dat de resultaten niet gekwantificeerd zijn. Er zijn enkel empirisch een aantal vaststellingen gedaan. Ondanks het voorgaande biedt de hardwareopstelling toch voldoende meerwaarde om de resultaten hiervan niet te verwerpen. Bovendien kan ze inspiratie bieden voor verder onderzoek.

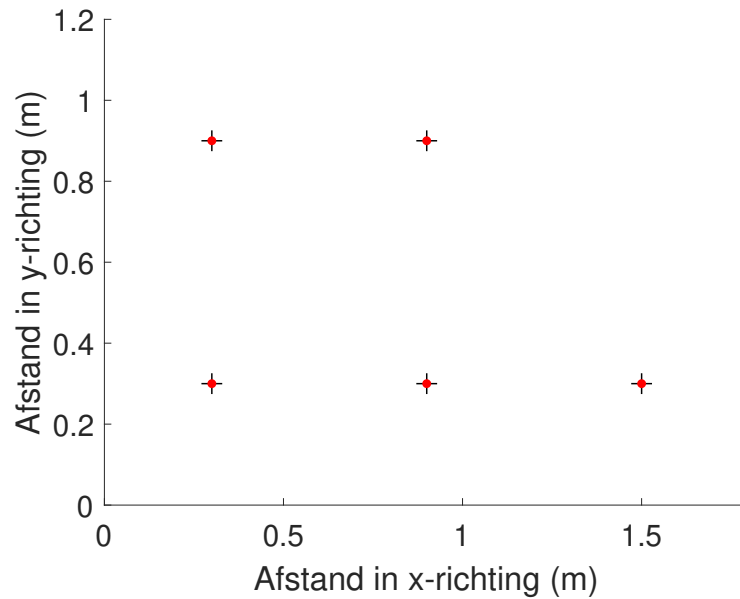
Het hoofdstuk start met een korte toelichting van de dimensies en parameters gebruikt in de opstelling. Vervolgens worden de gebruikte componenten besproken. Nadien wordt uiteengezet hoe de software is opgebouwd om de ontvangers in realtime uit te lezen en een schatting te maken van de locatie van de persoon. Tot slot worden de waargenomen resultaten kort besproken.

6.1 Opstelling

De opstelling gebouwd in hardware wijkt lichtjes af van de voorgestelde ontwerpen in sectie 3.2. De parameters gebruikt in de hardwareopstelling zijn samengevat in tabel 6.1. Een densiteit van 1.66 ontvangers/zenders per meter betekent dat om de 0.6 m een zender of ontvanger is geplaatst. In figuur 6.1 is de opstelling weergegeven vanuit het bovenaanzicht. De opstelling werd maar vervolledigd tot vijf ontvangers en zenders. Zenders en ontvangers zijn steeds samen op dezelfde locatie bevestigd als één eenheid, verder de zendontvanger genoemd.

Tabel 6.1: Parameters gebruikt voor hardwareopstelling.

ρ_o	ρ_z	FoV zender	Hoogte
1.66	1.66	30°	2.5 m



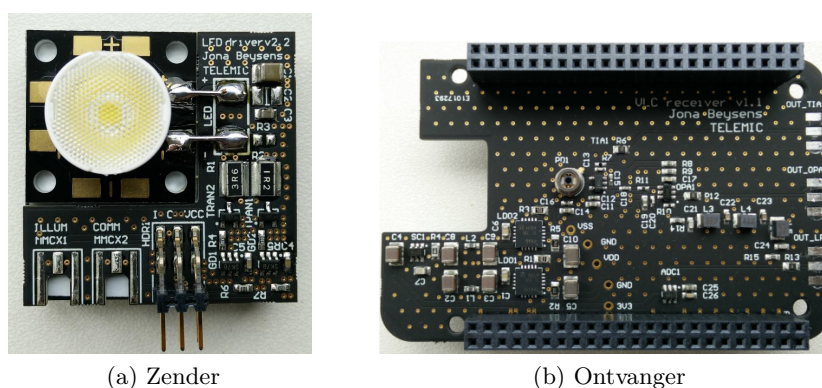
Figuur 6.1: Bovenaanzicht van de hardwareopstelling.

6.2 Hardware

De gebruikte hardwarecomponenten bestaan uit de zenders (LEDs), de ontvangers (fotodiodes), twee Arduino's [1] en een computer. Zowel de zenders als ontvangers zijn ontleent van het DenseVLC [5] project, omdat ze uitermate geschikt zijn voor deze toepassing. Hieronder wordt in meer detail toegelicht hoe de verschillende componenten werken en hoe ze samen worden aangesloten.

6.2.1 De zender

De zender, weergegeven in figuur 6.2, bestaat uit een LED (CREE CT-E [2]) gekoppeld aan een circuit, ook wel *LED driver* genoemd, die deze aanstuurt. De LED heeft een voedingsspanning van 5 V nodig en wordt aangestuurd met een controlesignaal dat op 0 V (laag signaal=LED brandt niet) en 3.3 V (hoog signaal=LED brandt) gezet kan worden. De frequentie van dit controlesignaal bepaalt de snelheid waarmee de LED aan- en uitgeschakeld wordt. De zender kan een frequentie tot 2 MHz halen. Het gemiddelde vermogen van de zender bedraagt 3 W. Op de zender is een lens aangebracht (TINA FA10645 [4]) zodat de FoV 30° bedraagt.



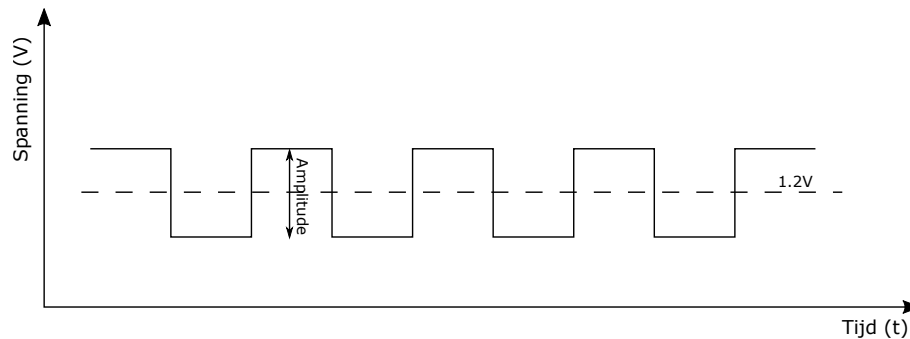
Figuur 6.2: Zender en ontvanger gebruikt in de opstelling.

6.2.2 De ontvanger

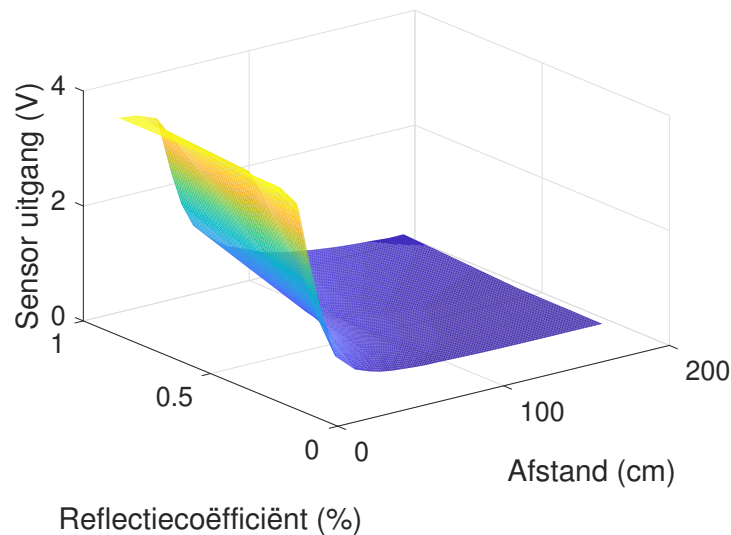
De ontvanger, zoals weergegeven in figuur 6.2, bestaat uit een fotodiode (S5971) aangesloten op een circuit. Dit circuit versterkt en filtert het ontvangen signaal in drie stappen. In een eerste stap wordt de stroom opgewekt in de fotodiode omgezet tot een spanning met behulp van een lage ruis transimpedantieversteker (OPA659). De volgende versterker (OPA355) gebruikt een AC-koppeling om lage frequenties weg te filteren. Op deze manier wordt de ontvanger ongevoelig aan omgevingslicht. In de laatste stap filtert een zevende-orde passief Butterworth-laagdoorlaatfilter de hoogfrequente ruis weg.

De spanning gemeten aan de uitgang van de ontvanger is een blokgolf met als gemiddelde waarde 1.2 V. Wanneer het licht van de zender aan is, geeft de ontvanger een waarde terug die groter is dan 1.2 V. Wanneer het licht van de zender uit is, geeft de ontvanger een waarde terug die kleiner is dan 1.2 V. De amplitude van deze blokgolf is een maat voor de ontvangen lichtintensiteit in de ontvanger. Dit is weergegeven in figuur 6.3. De karakteristiek van de ontvanger werd experimenteel gemeten en is terug te vinden in figuur 6.4. Deze geeft de uitgang van de ontvanger in functie van enerzijds de afstand tussen zendontvanger en een voorwerp dat recht onder de zendontvanger is geplaatst en anderzijds de reflectiecoëfficiënt van het

voorwerp. Een uitgebreide uiteenzetting over hoe deze karakteristiek werd bepaald, is terug te vinden in bijlage D.



Figuur 6.3: Signaal uitgelezen aan uitgang ontvanger.



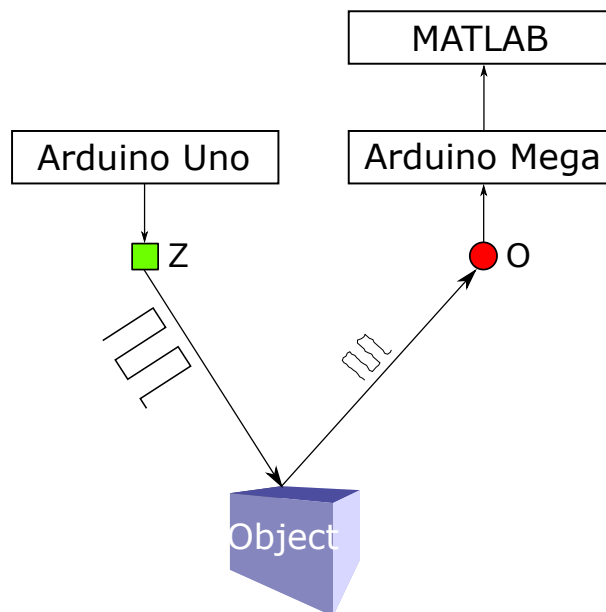
Figuur 6.4: Sensoruitgang in functie van de reflectiecoëfficiënt en de afstand van een voorwerp voor de situatie waarbij zender en ontvanger op dezelfde locatie zijn bevestigd.

6.2.3 Besturing hardware

Om de zenders aan te sturen en ontvangers uit te lezen wordt gebruik gemaakt van twee aparte Arduino's. **De ontvangers** worden uitgelezen door een Arduino Mega. Deze Arduino bevat een analoog naar digitaal converter (ADC) die het analoge signaal aan de uitgang van de ontvanger omzet in een digitaal signaal. De ADC heeft een nauwkeurigheid van 10 bits en geeft daardoor een waarde tussen 1 en 1024 terug. De ADC maakt standaard gebruik van een interne referentie van 5 V. Deze kan

worden aangepast naar een referentie van 2.56 V zodat een hogere nauwkeurigheid wordt gehaald. De 2.56 V is geschikt aangezien waarden rond de 1.2 V worden verwacht, zoals te zien in figuur 6.3. De Arduino mega bevat zestien analoge ingangen zodat tot zestien ontvangers simultaan kunnen worden aangesloten. De Arduino zendt tot slot de data via de seriële poort naar MATLAB. Alle verdere bewerkingen worden gedaan via de computer in MATLAB.

De zenders worden aangestuurd door een aparte Arduino Uno. Dit gebeurt door het controlesignaal aan- en uit te schakelen aan een frequentie van 15 KHz met behulp van een digitale uitgangspin van de Arduino. Hierbij krijgen alle zenders hetzelfde controlesignaal toegewezen. Elke zender zendt dus op dezelfde frequentie. Er is geen onderlinge synchronisatie mogelijk tussen zenders en ontvangers. Een overzicht van deze opstelling is te vinden in figuur 6.5.



Figuur 6.5: Overzicht aansluiting hardware.

6.3 Software

In deze sectie wordt toegelicht hoe de binnenkomende data van de ontvangers in realtime wordt verwerkt en omgezet in een schatting van de locatie van de persoon.

6.3.1 Uitlezen van ruwe ontvangerdata

De Arduino mega leest ongeveer aan een snelheid van 1 KHz de ontvanger uit en stuurt deze waarden door naar de MATLAB-software. De waarde interessant voor deze thesis is de amplitude van de blokgolf (deze staat in verband met de intensiteit

van het ontvangen licht). Een blokgolf is opgebouwd uit een gemiddelde waarde en een afwijking op dit gemiddelde, zoals weergegeven in figuur 6.3. De gemiddelde waarde kan worden berekend als het gemiddelde van een hoog signaal en een laag signaal. Om een nauwkeuriger resultaat te bereiken, wordt een gemiddelde genomen over de laatste Z binnengekomen samples. Hierbij wordt indirect aangenomen dat de laatste Z binnengekomen samples ongeveer evenveel hoge signalen als lage signalen bevat, wat uit de resultaten een geldige aanname blijkt te zijn. De vector \mathbf{g}_i bevat dit gemiddelde voor alle sensoren op tijdstip i en wordt gegeven door formule 6.1.

$$\mathbf{g}_i = \frac{1}{Z} \sum_{j=-Z+i+1}^i \mathbf{s}_j \quad (6.1)$$

\mathbf{s}_i staat voor de vector met daarin de samples uitgelezen op tijdstip i , waarbij \mathbf{s}_0 staat voor de vector met de samples op het huidige tijdstip. De gebruikte index is analoog voor \mathbf{g}_i . In deze opstelling is $Z = 1000$. Het gemiddelde is een waarde die, in theorie, constant is en onafhankelijk van de amplitude van de blokgolf. Omdat dit niet altijd opgaat en de sensor toch kleine schommelingen vertoont in zijn gemiddelde waarde, wordt deze waarde constant mee geüpdatet tijdens het uitlezen van de sensor. Op elk nieuw tijdstip i wordt dus een nieuwe schatting gemaakt van het gemiddelde volgens formule 6.1. De amplitude wordt vervolgens bepaald uit de absolute waarde van het verschil tussen de gemiddelde waarde en de actuele waarde. Ook deze amplitude wordt uitgemiddeld om een stabielere waarde te krijgen. De amplitude op het huidige tijdstip kan dan worden bepaald volgens formule 6.2.

$$\mathbf{r} = \frac{1}{Q} \sum_{j=-Q+1}^0 2|\mathbf{g}_j - \mathbf{s}_j| \quad (6.2)$$

De absolute waarde wordt hier toegepast op elk individueel element van de vector. De vector \mathbf{r} heeft dezelfde betekenis als gebruikt in de toelichting van het k-NN-algoritme uit sectie 3.3, namelijk de vector met de ontvangen lichtintensiteit in elke ontvanger op het huidige tijdstip. Het enige verschil is dat deze waarde hier niet wordt uitgedrukt in watt per vierkante meter, maar in volt. De grootte van deze buffer Q is ook hier een ontwerpparameter. Hoe groter deze gekozen wordt, hoe minder de uitgelezen waarde beïnvloed wordt door ruis, maar ook hoe langer het duurt voordat een verandering waargenomen wordt. De buffer werd ook hier gelijk aan $Q = 1000$ genomen. Aan een uitleessnelheid van 1 KHz betekent dit 1 s vertraging tussen een verandering van situatie en een stabiele waarde uitgelezen in de software. Bij elk nieuw sample dat toekomt in de MATLAB-software, kan een nieuwe vector met lichtintensiteiten \mathbf{r} worden berekend.

6.3.2 Algoritme om persoon te lokaliseren

Ook hier wordt het k-NN-algoritme gebruikt zoals uitvoerig besproken in sectie 3.3. De trainingdata in dit experiment is beperkt gebleven tot de data verzameld met de pop zoals afgebeeld in figuur 6.6. Ze werd bedekt met materiaal om de reflectiecoëfficiënt te verlagen tot $\rho_{pop} = 0.15$. De pop werd onder elke van de vijf zender/ontvanger

paren geplaatst, deze stellen de $N = 5$ discrete locaties voor. De bijbehorende respons stelt de trainingdata voor. Op elke positie werd de pop achttien keer geplaatst zodat $M = 18$.



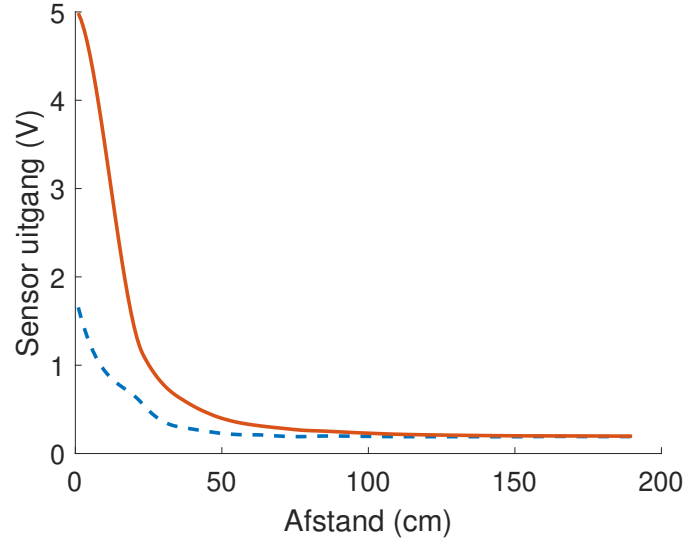
Figuur 6.6: Pop gebruikt als persoon in de hardwareopstelling.

6.4 Bespreking waarnemingen

Als eerste wordt de uitgang van de ontvanger in functie van de afstand tot een voorwerp en zijn reflectiecoëfficiënt geanalyseerd, zoals weergegeven in figuur 6.4. Uit deze grafiek is duidelijk dat de uitgang recht evenredig is met de afstand in het kwadraat, net zoals formule 2.3 voorspelde. Bovendien is de uitgang van de sensor rechtevenredig met de reflectiecoëfficiënt van het voorwerp. Deze eigenschappen zijn ook terug te vinden in formule 4.1 van het Phong-model en formule 4.7 voor de verzwakking die beiden gebruikt werden in de simulatie.

Aan de hand van deze grafiek kan ook worden nagegaan of er onderscheid kan worden gemaakt tussen een zendontvanger waaronder een persoon aanwezig is en waar niet. Concreet wil dit zeggen dat er een voldoende groot verschil moet zijn tussen het gereflecteerde licht dat wordt opgevangen van de grond in de fotodiode (hoogteverschil 2.50 m) en het licht in de fotodiode opgevang van een persoon die onder de zendontvanger staat (hoogteverschil 0.75 m). De rode volle lijn in figuur 6.7 geeft de uitgang van de ontvanger in functie van de afstand tussen zendontvanger

en de grond ($\rho = 0.21$). De blauwe stippellijn geeft de respons in de ontvanger in functie van de afstand tussen een persoon en de ontvanger ($\rho = 0.11$).



Figuur 6.7: Sensoruitgang in functie van de afstand tussen persoon en zendontvanger (blauwe stippellijn) en sensoruitgang in functie van de afstand tussen vloer en zendontvanger (rode volle lijn).

De grafiek geeft enkel waarden tot een afstand van 1.90 m. Desondanks kan toch geconcludeerd worden dat het verschil tussen een persoon op 0.75 m en het verschil tussen de grond op 2.50 m erg klein is. Dit is de reden waarom zeer nauwkeurig uitlezen van de ontvanger noodzakelijk is zoals besproken in sectie 6.3.1. Het verschil tussen beide waarden zal vergroten wanneer de zenders met meer vermogen licht uitstralen. Voor dit experiment werd slechts een 8 bit-ADC gebruikt. Een sterke winst zou kunnen worden geboekt door een nauwkeurigere ADC te gebruiken met een hogere resolutie. Daarnaast is het ook zinvol om ADC en signaal aan elkaar aan te passen. Het te verwachten signaal moet, in ideale omstandigheden, het volledige bereik van de ADC kunnen benutten. Dit kan enerzijds door de referentiespanning van de ADC te ontwerpen zodat het hele bereik wordt gebruikt. Anderzijds kan het uitgangssignaal worden versterkt zodat dit binnen het volledige bereik van de ADC valt. Een gedetailleerde analyse van de amplitude van het te verwachten signaal is hiervoor noodzakelijk. Om voorgaande reden werd in de uiteindelijke opstelling een 10 bit-ADC gebruikt met referentiespanning 2.56 V

Om het algoritme te testen werd dezelfde pop gebruikt. Ze werd opnieuw onder de opstelling geplaatst op één van $N = 5$ discrete locaties (onder de zendontvangers). In ongeveer 70 % van de gevallen kon de juiste plaats van de pop worden aangeduid door het algoritme. Dit is uiteraard een overschatting van de prestatie van het systeem doordat met dezelfde persoon getraind en getest wordt. Een belangrijke vaststelling

hier is dat alle componenten in vector \mathbf{r} kleiner zijn wanneer een persoon onder de opstelling staat dan wanneer er niemand onder de opstelling staat. Dit impliceert dat de persoon zorgt voor minder lichtreflectie naar de detectoren dan de situatie waar geen persoon aanwezig is. Iets dat ook te zien is in de data gegenereerd met het softwaremodel. Het is ook duidelijk dat voor elke locatie van de persoon steeds alle waarden in de detectoren sterk veranderen.

Ondanks de lage nauwkeurigheid van 70 % die gehaald wordt met de hardwareopstelling is het toch duidelijk dat er nuttige info uit de data kan worden gehaald. Door toeval zou slechts 20 % van de tijd een juiste schatting kunnen worden gemaakt (er zijn vijf mogelijke locaties). Bovendien zou de opstelling aanzienlijk kunnen worden geoptimaliseerd door te zorgen dat elke ontvanger enkel licht van zijn bijbehorende zender kan ontvangen zoals verondersteld in de softwaresimulatie. Wanneer een persoon immers onder een zendontvanger staat, worden de naburige zendontvanger ook sterk beïnvloed. Dit zorgt voor minder unieke trainingdata voor elk van de $N = 5$ discrete locaties.

6.5 Besluit

Dit hoofdstuk geeft een duidelijk startpunt voor de hardware-implementatie van FreeVLS. De gebruikte componenten en hun besturing werden kort besproken.

Daarnaast zijn een aantal empirische waarnemingen gedaan. Een persoon onder de opstelling zorgt voor minder lichtweerskaatsing, zoals ook te zien in de softwaresimulatie. Het ontvangen vermogen in de sensor neemt rechtevenredig af met het kwadraat zoals ook eerder uit de theorie bleek. De sensorresponsen uitgelokt door het gereflecteerde licht van de vloer en de persoon, liggen erg dicht tegen elkaar. Zenders met een voldoende groot vermogen zijn daarom essentieel voor de goede werking. In deze implementatie kan in 70 % van de gevallen een juiste discrete locatie worden aangeduid.

Het systeem zou aanzienlijk kunnen worden verbeterd door aan elke zender een beperkt aantal ontvangers te koppelen. Daarnaast kan een meer specifieke ADC ook tot betere resultaten leiden.

Hoofdstuk 7

Conclusie en toekomstperspectief

Dit hoofdstuk vat het werk van deze thesis samen in een korte conclusie. Daarnaast wordt gekeken met welke tekortkomingen FreeVLS te maken heeft en welke verbeteringen aan het systeem in de toekomst zouden kunnen worden aangebracht.

7.1 Conclusie

Deze thesis brengt met FreeVLS een ontwerp voor een VLS-systeem waarbij de locatie en oriëntatie van personen kan worden bepaald. Hierbij zijn alle zenders en ontvangers aan het plafond bevestigd. Dit maakt het ontwerp enerzijds zeer gebruikersvriendelijk om te implementeren en zorgt anderzijds voor maximaal gebruiksgemak. De thesis heeft als voornaamste doel een inzicht te verwerven in hoe de ontwerpparameters de performantie van het systeem beïnvloeden.

Met behulp van een softwaresimulatie werd de te verwachte performantie van het systeem onderzocht. Het lokalisatiesysteem haalt in het beste geval een gemiddelde afwijking rond de 0.25 m. De FoV vergroten en de densiteit van de ontvangers vergroten heeft een positief effect op de performantie van het systeem. De densiteit van de ontvangers verhogen maakt het systeem ook robuuster tegen ruis. Het oriëntatiealgoritme haalt in het beste geval een gemiddelde afwijking rond 30°. Enkel de densiteit van de ontvangers vergroten heeft een significante invloed op de performantie. Daarnaast blijkt de ruisgevoeligheid van het systeem weinig beïnvloedbaar door de FoV of de densiteit van de ontvangers aan te passen.

Tot slot is een concrete hardware-implementatie voorgesteld. Hierbij kan in 70 % van de gevallen de juiste locatie uit vijf mogelijke discrete locaties worden aangeduid.

7.2 Toekomstperspectief

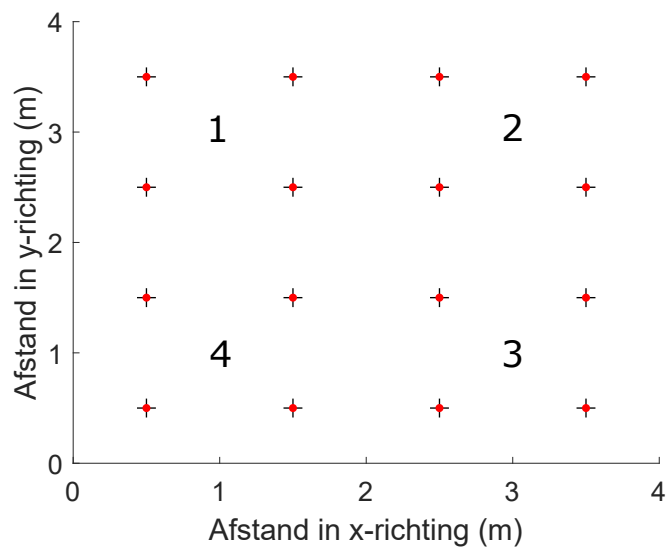
FreeVLS brengt een volledig nieuw voorstel voor passieve lokalisatie en onderzoekt wat hierbij de belangrijkste ontwerpparameters zijn. Dit is echter maar het startpunt voor een hele reeks nieuwe onderzoeken. De auteurs willen onderzoekers dan ook aanmoedigen om met de ideeën voorgesteld in deze thesis aan de slag te gaan. Hieronder worden een aantal aandachtspunten en bedenkingen uiteengezet.

Er zijn een aantal belangrijke aspecten die in deze thesis niet behandeld zijn. Toch zijn ze erg belangrijk voor een commerciële implementatie van FreeVLS. Als eerste bestaat het probleem van de vele trainingdata. Het is onrealistisch om een groot aantal personen te vragen om op discrete locaties te gaan staan om het algoritme te trainen. Indien een ruimte volledig softwarematig zou kunnen worden gebouwd, kan het ontwerp op deze manier worden getraind. Een tweede probleem ontstaat wanneer een ruimte verandert doorheen de tijd. Wanneer een andere vloerbekleding wordt aangebracht of een kast wordt geplaatst, is het hele algoritme verstoort. Een adaptief algoritme zou hier een uitkomst moeten bieden. Een derde probleem bestaat uit het feit dat het algoritme is opgesteld voor een situatie waar er zich altijd strikt één persoon onder de opstelling bevindt. In een realistisch scenario bevindt er zich een variabel aantal personen in een ruimte. Deze personen wijzigen het reflectiepatroon op een dynamische manier, waar ook rekening mee dient te worden gehouden.

Om FreeVLS in een echte implementatie te gebruiken, moeten grotere ruimten kunnen worden gevuld. Deze ruimten kunnen worden bekomen door het huidige ontwerp te herhalen in de ruimte. Een voorbeeld is weergegeven in figuur 7.1 voor een ruimte van $4\text{ m} \times 4\text{ m}$. In een eerste fase kan een schatting worden gemaakt of de persoon onder opstelling 1, 2, 3 of 4 staat. Vervolgens kan het algoritme worden toegepast zoals eerder beschreven. Op deze manier ontstaat een hiërarchisch systeem waarbij de nauwkeurigheid in elke stap toeneemt. Voor het herhalen van de opstelling zou verder onderzocht kunnen worden of het voordeliger is andere configuraties te herhalen, bijvoorbeeld een configuratie van $3\text{ m} \times 3\text{ m}$. Wanneer de opstelling groter wordt, is het ook mogelijk om frequenties te hergebruiken. Zenders en ontvangers die voldoende ver van elkaar staan kunnen bij benadering niet interfereren.

Het gebruikte k-NN-algoritme kan mogelijks verder worden geoptimaliseerd door het aantal discrete trainingspunten te optimaliseren in functie van de configuratie. Daarnaast kan ook gekeken worden naar andere *machine learning* algoritmes om de *fingerprinting* te verbeteren.

Tot slot dient opgemerkt te worden dat een VLS-systeem ook kan worden gebruikt in combinatie met huidige lokalisatiemethodes. Een voorbeeld van zo een lokalisatiesysteem is WPS (*Wi-Fi positioning system*) waarbij aan de hand van verschillende wifisignalen de locatie van een persoon wordt bepaald. In deze context draagt de persoon wel een toestel bij zich. Door de informatie van meerdere systemen te combineren kan mogelijks een betere schatting worden gemaakt.



Figuur 7.1: FreeVLS in een grotere ruimte door het ontwerp vier keer te herhalen. De zwarte kruisjes stellen ontvangers voor en de rode stippen stellen zenders voor.

Bijlagen

Bijlage A

Resultaten lokalisatiealgoritme

Tabel A.1: Optimaal aantal dichtsbijzijnde vectoren k in functie van het aantal testpersonen per discrete locatie M voor de vier configuraties.

Configuratie	1	2	3	4
M				
5	2	1	1	1
10	2	2	3	1
20	3	2	2	1
30	3	2	2	2
40	3	2	1	2
50	7	2	1	2
60	8	2	3	2

Tabel A.2: Gemiddelde afwijking gemeten over $P = 200$ testpunten in functie van het aantal testpersonen per discrete locatie M voor de verschillende configuraties.

Configuratie	1	2	3	4
M				
5	0.4818 m	0.3571 m	0.3526 m	0.2732 m
10	0.4726 m	0.3320 m	0.3494 m	0.2456 m
20	0.4764 m	0.3285 m	0.3173 m	0.2362 m
30	0.4583 m	0.3266 m	0.3173 m	0.2343 m
40	0.4576 m	0.3063 m	0.3231 m	0.2306 m
50	0.4655 m	0.3062 m	0.3231 m	0.2292 m
60	0.4682 m	0.3062 m	0.3241 m	0.2282 m

Tabel A.3: SNR (dB) waarbij de gemiddelde afwijking 25 % toeneemt ten opzichte van de gemiddelde afwijking zonder ruis in functie van het aantal testpersonen per discrete locatie M en de verschillende configuraties.

Configuratie	1	2	3	4
M				
5	15	15	10	11
10	17	16	11	11
20	16	15	12	12
30	16	15	13	12
40	17	16	13	12
50	16	16	11	11
60	15	16	11	11

Bijlage B

Resultaten oriëntatiebepaling

Tabel B.1: Optimaal aantal dichtsbijzijnde vectoren k voor de verschillende configuraties op verschillende locaties en voor een trainingset met aantal testpersonen per discrete oriëntatie $M = 20$.

Configuratie	1	2	3	4
Locatie				
(1.0 m;1.0 m)	9	16	1	7
(1.0 m;1.2 m)	28	10	3	2
(1.0 m;1.4 m)	17	8	2	2
(1.0 m;1.6 m)	9	9	3	23
(1.0 m;1.8 m)	9	7	1	3
(1.2 m;1.0 m)	16	6	3	5
(1.2 m;1.2 m)	25	5	3	4
(1.2 m;1.4 m)	10	14	5	3
(1.2 m;1.6 m)	11	2	2	2
(1.2 m;1.8 m)	27	29	4	4

Tabel B.2: Gemiddelde afwijking gemeten over $P = 200$ testpunten voor verschillende locaties en de verschillende configuraties voor een trainingset met aantal testpersonen per discrete oriëntatie $M = 20$.

Configuratie	1	2	3	4
Locatie				
(1.0 m;1.0 m)	27.4°	43.3°	23.4°	21.3°
(1.0 m;1.2 m)	42.5°	30.2°	24.2°	8.4°
(1.0 m;1.4 m)	48.5°	38.4°	24.4°	14.6°
(1.0 m;1.6 m)	38.6°	42.3°	26.2°	40.2°
(1.0 m;1.8 m)	27.7°	52.7°	16.0°	20.9°
(1.2 m;1.0 m)	38.7°	35.2°	22.5°	26.5°
(1.2 m;1.2 m)	48.0°	30.3°	32.6°	21.4°
(1.2 m;1.4 m)	46.0°	44.6°	29.9°	23.1°
(1.2 m;1.6 m)	53.0°	21.6°	36.0°	26.6°
(1.2 m;1.8 m)	49.8°	46.0°	22.8°	27.9°

Tabel B.3: Optimale k voor locatie (1.0 m;1.4 m) in functie van het aantal testpersonen per discrete oriëntatie M voor de verschillende configuraties.

Configuratie	1	2	3	4
M				
5	19	15	25	26
10	8	2	1	2
20	17	8	2	2
30	16	7	2	3
40	5	11	2	2
50	6	12	2	4

Tabel B.4: Gemiddelde afwijking gemeten over $P = 200$ testpunten voor locatie (1.0 m;1.4 m) in functie van het aantal testpersonen per discrete oriëntatie M voor de verschillende configuraties.

Configuratie	1	2	3	4
M				
5	51.2°	61.8°	59.3°	49.0°
10	46.2°	42.8°	30.9°	32.7°
20	48.5°	38.4°	24.2°	14.6°
30	48.5°	37.7°	20.7°	20.0°
40	46.4°	35.5°	18.3°	16.2°
50	45.8°	36.1°	19.5°	19.4°

Tabel B.5: SNR (dB) waarbij de gemiddelde afwijking 25 % toeneemt ten opzichte van de gemiddelde afwijking zonder ruis voor locatie (1.0 m;1.4 m) en voor een aantal testpersonen per discrete oriëntatie $M = 20$.

Configuratie	1	2	3	4
SNR	16	25	22	23

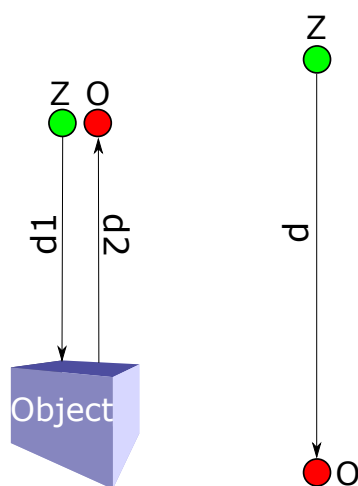
Bijlage C

Reflectiecoëfficiënt meten

De reflectiecoëfficiënt ρ van een voorwerp kan op een eenvoudige manier worden bepaald aan de hand van formule C.1.

$$\rho = \frac{\rho \cdot P_z \cdot f(d)}{P_z \cdot f(d)} \quad (\text{C.1})$$

De noemer stelt het ontvangen vermogen voor in de ontvanger, gecreëerd door zender en ontvanger naar elkaar te richten met een afstand tussen zender en ontvanger van d . De teller stelt het ontvangen vermogen voor in de ontvanger, wanneer het licht eerst wordt gereflecteerd op een voorwerp waarbij de totale afstand die het licht aflegt gelijk is aan d . $f(d)$ brengt de verzwakking van het vermogen ten gevolge van de afgelegde weg d in rekening en P_z is het vermogen waarmee het licht vertrekt bij de zender. Figuur C.1 stelt dit grafisch voor. Het vermogen in de teller en de noemer van deze vergelijking, kan worden uitgelezen uit de ontvanger van de linkse opstelling, respectief de ontvanger van de rechtse opstelling. Hierbij geldt $d = d_1 + d_2$. Merk op dat dit slechts een benadering is van de werkelijkheid. Een deel van het licht zal diffuus worden weerkaatst, hiervan zal dus slechts een fractie terug worden opgevangen door de ontvanger.



Figuur C.1: Opstelling om reflectiecoëfficiënt te meten.

Bijlage D

Karakteristiek ontvanger

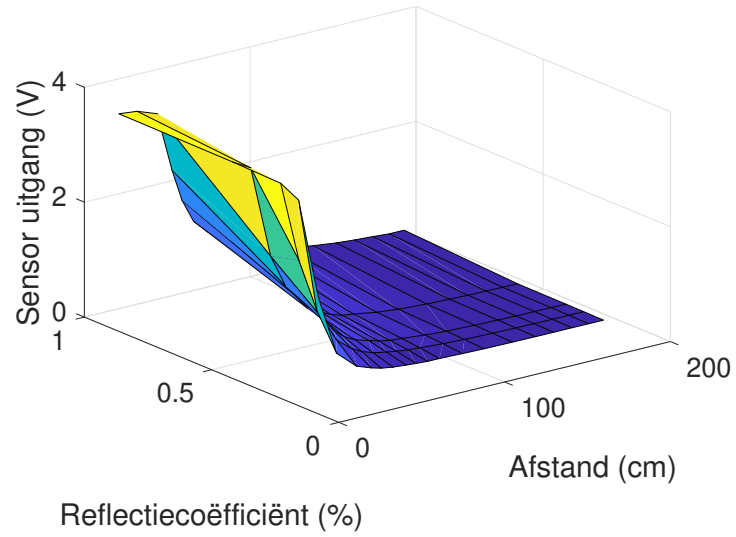
Dit onderzoek gaat de uitgang van de ontvanger na in functie van het voorwerp en de afstand waarop het zich bevindt. Dit gebeurt voor een opstelling waarbij zender en ontvanger samen zijn bevestigd als zendontvanger. Het voorwerp bevindt zich steeds recht onder de zendontvanger. De gebruikte lichtsterkte voor de zender is gelijk aan diegene gebruikt in de hardwareopstelling van hoofdstuk 6.

Om dit onderzoek uit te voeren zijn een aantal voorwerpen nodig met verschillende reflectiecoëfficiënten. De gebruikte voorwerpen zijn: een witte tafel, een tapijt, een spiegel, een houten plaat en een MDF-plaat. Hun reflectiecoëfficiënten zijn terug te vinden in tabel D.1. Meer info over hoe deze bepaald zijn is te vinden in bijlage C.

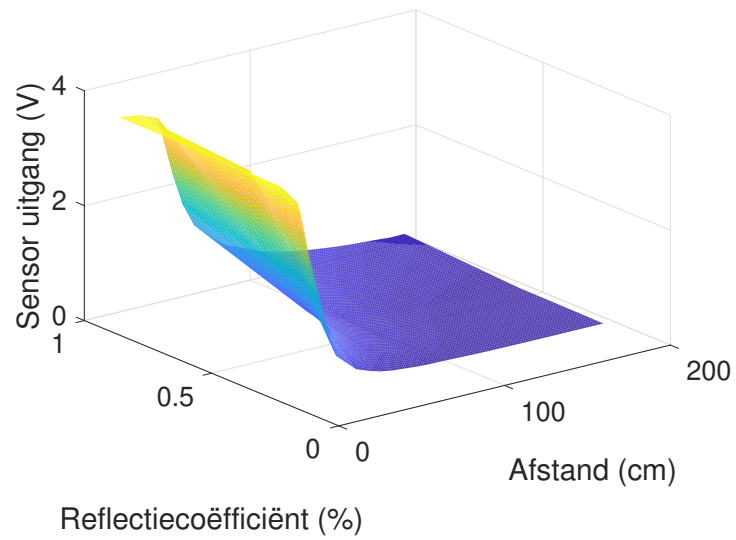
Tabel D.1: Verschillende voorwerpen en hun reflectiecoëfficiënt.

Materiaal	Tapijt	MDF	Houten plaat	Witte tafel	Spiegel
ρ	0.158	0.236	0.306	0.496	0.942

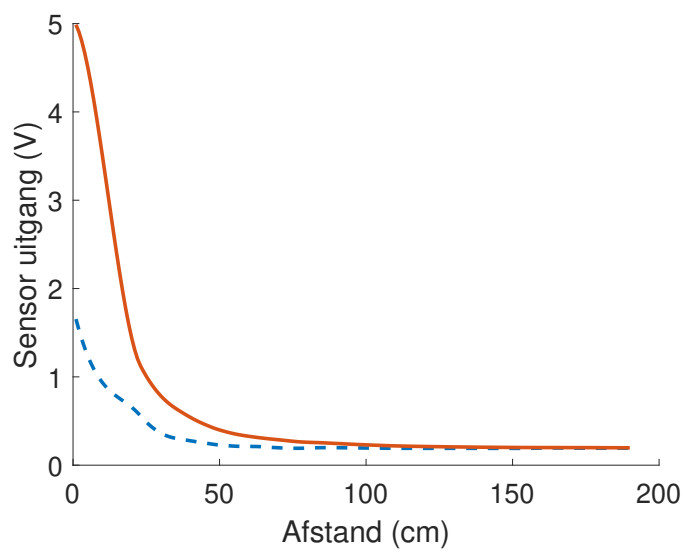
De uitgangsspanningskarakteristiek van de amplitude aan de ontvanger $V_o = f(\rho, d)$ wordt bepaald door de verschillende voorwerpen op verschillende afstanden van de zendontvanger te plaatsen. Vervolgens wordt het uitgelezen vermogen, geconverteerd naar een digitale waarde door een 8 bit-ADC, genoteerd. De gevonden waarden worden visueel voorgesteld door figuur D.1. Een lineair geïnterpoleerde versie van deze grafiek is te zien in figuur D.2. De meest interessante waarden zijn die voor de reflectie van de vloer en persoon naar de ontvanger in functie van de afstand. Deze zijn weergegeven in figuur D.3 met een blauwe stippellijn voor de persoon ($\rho = 0.11$) en met een volle rode lijn voor de vloer ($\rho = 0.21$). Deze figuur is identiek aan figuur 6.7.



Figuur D.1: Sensoruitgang in functie van de reflectiecoëfficiënt en de afstand van een voorwerp.



Figuur D.2: Sensoruitgang in functie van de reflectiecoëfficiënt en de afstand van een voorwerp (geïnterpoleerd).



Figuur D.3: Sensoruitgang in functie van de afstand tussen persoon en zendontvanger (blauwe stippellijn) en sensoruitgang in functie van de afstand tussen vloer en zendontvanger (rode volle lijn).

Bibliografie

- [1] Arduino. <https://www.arduino.cc/>, laatst nagekeken op 27 mei 2020.
- [2] Cree xt-e led. <https://goo.gl/ocs7bP>, laatst nagekeken op 27 mei 2020.
- [3] Matlab. <https://www.mathworks.com>, laatst nagekeken op 27 mei 2020.
- [4] Tina fa10645. <https://www.ledil.com/data/prod/Tina/10645/10645-ds.pdf>, laatst nagekeken op 27 mei 2020.
- [5] J. Beysens, Q. Wang, A. Galisteo, D. Giustiniano, and S. Pollin. A cell-free networking system with visible light. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, PP:1–16, 02 2020.
- [6] T. Cover and P. Hart. Nearest neighbor pattern classification. *IEEE Transactions on Information Theory*, 13(1):21–27, 1967.
- [7] E. Di Lascio, A. Varshney, T. Voigt, and C. Pérez-Penichet. Localight: A battery-free passive localization system using visible light: Poster abstract. In *Proceedings of the 15th International Conference on Information Processing in Sensor Networks, IPSN '16*. IEEE Press, 2016.
- [8] DINBelg. Lichaamsafmetingen van de belgische bevolking. URL: <http://www.dinbelg.be/volwassenentotaal.htm>, laatst nagekeken op 18 april 2020.
- [9] C.-S. Gong, Y.-C. Lee, J.-L. Lai, C.-H. Yu, L. Huang, and C.-Y. Yang. The high-efficiency led driver for visible light communication applications. *Scientific Reports*, 6:30991, 08 2016.
- [10] M. Ibrahim, V. Nguyen, S. Rupavatharam, M. Jawahar, M. Gruteser, and R. Howard. Visible light based activity sensing using ceiling photosensors. In *Proceedings of the 3rd Workshop on Visible Light Communication Systems, VLCS '16*, page 43–48, New York, NY, USA, 2016. Association for Computing Machinery.
- [11] T. Li, C. An, Z. Tian, A. T. Campbell, and X. Zhou. Human sensing using visible light communication. In *Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, MobiCom '15*, page 331–344, New York, NY, USA, 2015. Association for Computing Machinery.

- [12] B. Phong. Illumination for computer generated pictures. *Communications of The ACM - CACM*, 18, 01 1975.
- [13] TechnischeUnie. Een nieuwe norm voor werkplekverlichting nen-en 12464-1:2011. URL: <https://www.technischeunie.nl/images/content/NEN-EN12464-1.pdf>, laatst nagekeken op 2 mei 2020.
- [14] W. Wang, J. Zhang, Q. Wang, and M. Zuniga. Leveraging smart lights for passive localization. In *2018 IEEE 15th International Conference on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems (MASS)*, pages 272–280, 2018.
- [15] Wikipedia. Inverse-square law. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Inverse-square_law, laatst nagekeken op 19 april 2020.
- [16] Wikipedia. Wet van lambert. URL: https://nl.wikipedia.org/wiki/Wet_van_Lambert, laatst nagekeken op 14 april 2020.
- [17] Y. Yang, J. Hao, J. Luo, and S. J. Pan. Ceilingsee: Device-free occupancy inference through lighting infrastructure based led sensing. In *2017 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom)*, pages 247–256, 2017.
- [18] C. Zhang and X. Zhang. Litell: Robust indoor localization using unmodified light fixtures. In *Proceedings of the 22nd Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, MobiCom '16*, page 230–242, New York, NY, USA, 2016. Association for Computing Machinery.