

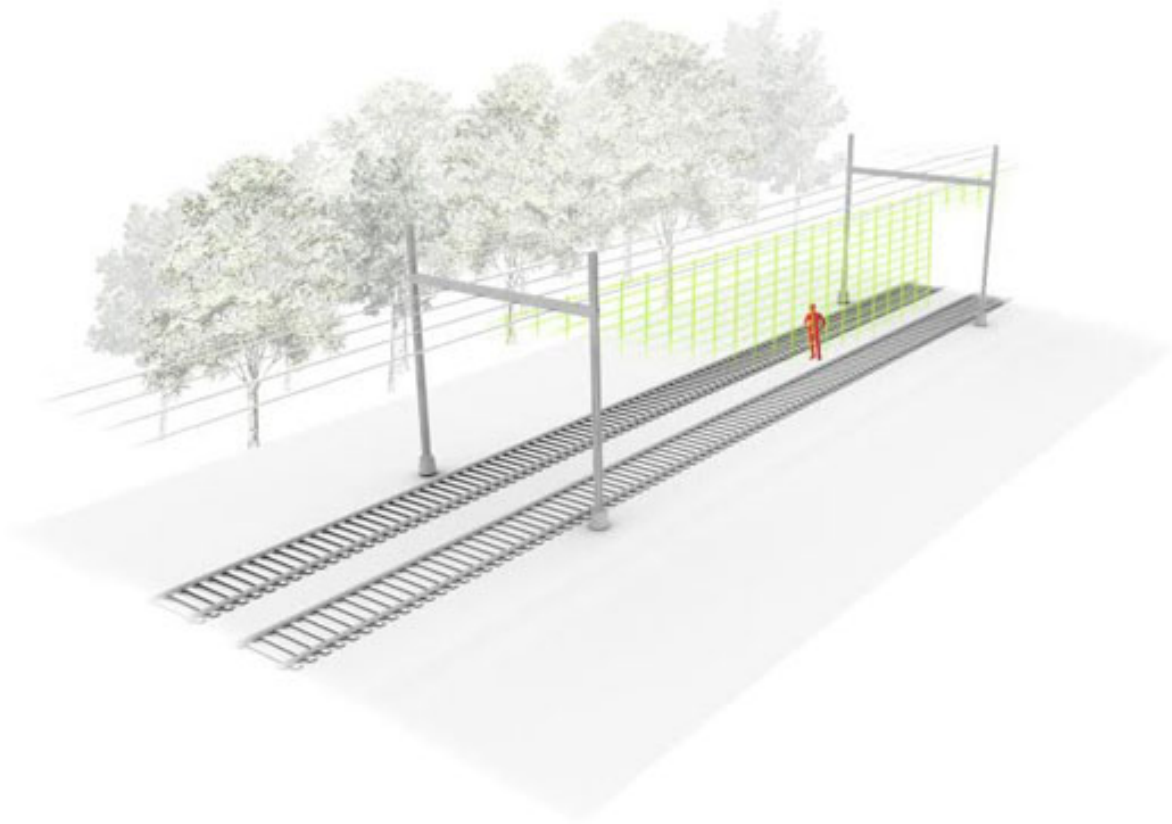
FMCW radar algoritme ontwikkeling

Voor de detectie en classificatie van mensen gebruik makend van het μ Doppler-effect

R.J. (Rob) Bootsman

P.G. (Pascal) Lagerweij

Bachelor of Science Thesis



FMCW radar algoritme ontwikkeling

Voor de detectie en classificatie van mensen gebruik
makend van het μ Doppler-effect

door

R.J. (Rob) Bootsman
P.G. (Pascal) Lagerweij

in overeenstemming met de vereisten voor het verkrijgen van de graad van

Bachelor of Science
in Electrical Engineering

aan de Technische Universiteit Delft,
te verdedigen op maandag 30 juni 2014 om 13:30 uur.

Begeleider: Prof. D.Sc. A. Yarovoy
Thesis jury: Dr. Ing. L. C. N. de Vreede, TU Delft
W. F. van der Zwan, TU Delft
Dr. J. Hoekstra, TU Delft
Ir. Ing. R. I. A. Harmanny, Thales Nederland

Een elektronische versie van dit verslag is beschikbaar op <http://repository.tudelft.nl/>.

Goedkeuring Stage-/Afstudeerverslag van:

.. R. J. Bootsman en P. G. Lagerweij

Titel verslag: .. FMCW radar algoritme ontwikkeling

Opleidingsinstelling: .. Delft University of Technology

Stage-/Afstudeerperiode: .. April - juni 2014

Vestiging/Afdeling: .. Delft

Stagebegeleider Thales: .. R. I. A. Harmanny

Dit verslag (zowel de papieren als de elektronische versie) is door de begeleider van Thales Nederland B.V. gelezen en becommentarieerd. Hierbij heeft de begeleider, naast inhoudelijke zaken, tevens gelet op gegevens die niet naar buiten mogen, zoals plattegronden, confidentiële informatie en organisatieschema's waarin namen staan vermeld.

In principe worden drie categorieën van verslagen onderscheiden, dit verslag valt onder de volgende categorie*:


- 1. Verslagen en/of samenvattingen hiervan, die vanwege veiligheidsredenen/commerciële aspecten intern (Thales) moeten blijven.
Het verslag blijft te allen tijde in het archief van Thales. Indien nodig kan dit verslag door een afgevaardigde van de opleidingsinstelling bij Thales worden ingezien, mits deze afgevaardigde een geheimhoudingsverklaring heeft ondertekend.
- 2. Verslagen en/of samenvattingen hiervan, die beperkt openbaar zijn (binnen eigen hogeschool/universiteit of studierichting).
- 3. Verslagen en/of samenvattingen hiervan, die publiek en dus volledig openbaar zijn en dus ook op internet gepubliceerd mogen worden.

In voorkomende gevallen moet een aangepast verslag voor de opleidingsinstelling worden gemaakt.

* De stagebegeleider van Thales geeft aan in welke categorie het verslag wordt ingedeeld. Het verslag wordt door de stagebegeleider afgetekend.

Akkoord:

Akkoord:
(alleen bij categorie 1)



(Stagebegeleider Thales)

(Opleidingsinstelling)

Delft, 18 juni 2014

(plaats/datum)

THALES

Voorwoord

Zelfmoordpogingen op en rond het spoor en koperdiefstal zijn actuele onderwerpen waar de Nederlandse Spoorwegen en ProRail actief mee bezig zijn. Met mobiele camera's en hekken langs het spoor worden er verschillende maatregelen genomen om deze problemen tegen te gaan. Op verschillende hotspots in Nederland zijn er al verschillende pogingen gedaan om mensen te weren en te detecteren. Omdat deze systemen vooral passief (de hekken) of niet bij elk weertype werken (video camera's) zijn dit niet optimale systemen om het probleem in deze spoorzones op te lossen.

Spoorzones hebben in het algemeen de eigenschap dat ze zich in afgelegen gebieden bevinden en vooral uit lange, verlaten rechte stukken spoor bestaan waar niemand zich dient te begeven. De eigenschappen van deze spoorzones lenen zich perfect om mensen te detecteren met behulp van radar. Dit aan de hand van de eigenschappen die radarmodules hebben: radar werkt onder alle weersomstandigheden, er is geen invloed van dag of nacht en radarmodules hebben in het algemeen een groter bereik dan andere sensoren zoals video of infrarood. Omdat dergelijke radarmodules, met redelijk bereik, steeds beter betaalbaar worden zijn dit soort sensoren steeds aantrekkelijker voor het gebruik in producten, zoals een sensormodule voor het detecteren van mensen in spoorzones.

Aan de hand van deze gedachtegang is er in het kader van ons bachelor afstudeerproject een onderzoek uitgevoerd naar de realisatie van zo'n sensormodule op basis van radar. Hierbij werd er een prototype gebouwd van een dergelijke sensormodule. Dit is gedaan in een groep van zes studenten Electrical Engineering aan de Technische Universiteit Delft.

Wij willen de Microwave Sensing, Signals and Systems groep bedanken voor het beschikbaar stellen van een ruimte op haar afdeling. Ook willen wij Prof. D.Sc. A. Yarovoy en Ir. Ing. R.I.A. Harmanny bedanken voor de begeleiding tijdens en het beschikbaar stellen van het project. Verder bedanken we Thales Nederland voor de opdracht en de daarbij verkregen ondersteuning betreffende componenten en kennis. Ook willen wij Boudewijn Thomas bedanken voor het maken van de illustratie voor de voorkant van onze thesis. Daarnaast willen we Ing. Etienne Goossens en Fred van der Zwan bedanken voor de ondersteuning gedurende het project en tot slot willen we onze vier groepsgenoten bedanken voor de samenwerking tijdens dit kwartaal.

*R.J. (Rob) Bootsman
P.G. (Pascal) Lagerweij
Delft, Juni 2014*

Samenvatting

Dit document beschrijft de ontwikkeling van een detectie en classificatie algoritme voor een sensormodule. Deze sensormodule maakt gebruik van een radarmodule en een video camera. Dit project is uitgevoerd ten behoeve van het Bachelor afstudeerproject Electrical Engineering aan de TU Delft. Deze sensormodule had als doel het detecteren en classificeren van mensen in een spooromgeving, dit om koperdiefstal en suïcidale pogingen tegen te gaan.

De algoritmiëk is ontwikkelt ten behoeve van een radarmodule, die werkt op Frequency-Modulated Continuous Wave radar. Deze radar is ingesteld op een Fast-Ramp-FMCW stuursignaal. De inkomende radardata wordt succesvol gesegmenteerd en na verwerking worden hieruit verschillende spectrogrammen gecreëerd ten opzichte van de tijd, de radius en het Doppler domein.

Het radius-Doppler spectrogram wordt gebruikt voor de detectie van objecten aan de hand van een vaste drempelmap die uit gaat van een RCS-, ruis- en clutterbijdrage. Deze drempelmap is per module anders en is succesvol geïmplementeerd voor de K-MC1 radarmodule van RF Beam.

Vanuit de drempeloverschrijdingen wordt er, met behulp van binaire morfologie, filtering gedaan van de gedetecteerde objecten welke geen breed snelheidsspectrogram hebben en dus geen bewegend mens kunnen zijn. Hierna wordt de snelheid en radius bepaald waarop de overgebleven objecten zich bevinden. Op deze radius worden de objecten geïdentificeerd met behulp van het Doppler-tijd spectrogram. Deze classificatie gebeurt aan de hand van de snelheid van het object en de herhaalfrequentie van het menselijke patroon in het Doppler-tijd spectrum. Dit werkt succesvol voor mensen die lopen.

Verder maakt de sensormodule gebruik van een video camera die beelden schiet als er een mens geïdentificeerd is op basis van de radarsensor. Van deze beelden wordt een HOG beschrijving gemaakt en met behulp van een Support Vector Machine, ter verificatie, geïdentificeerd als mens of geen mens. Dit werkt afhankelijk van de eigenschappen van het aangeboden beeld, als een mens zich volledig en in het midden van het beeld bevindt zijn de detectie eigenschappen goed. Voor situaties waarin mensen niet volledig of aan de zijkant van het beeld staan zijn er nog verbeteringen mogelijk.

Voor het algoritme zijn er nog vele uitbreidingen mogelijk, het algoritme werkt nu op basis van het Fast-Ramp-FMCW stuursignaal en zou nog uitgebreid kunnen worden voor andere type lineaire stuursignalen. Verder kan het algoritme nog uitgebreid worden om ook rennende mensen correct te classificeren en kan er gebruik gemaakt worden van een adaptieve drempelmap.

Inhoudsopgave

Voorwoord	iii
Samenvatting	v
1 Inleiding	1
2 Systeembeschrijving	3
2.1 Opdrachtbeschrijving	3
2.2 Algoritmebeschrijving	4
2.2.1 Beschrijving: FMCW signaalverwerking module	4
2.2.2 Beschrijving: Detectie en Classificatie module	4
2.2.3 Beschrijving: Beelden verwerking module	4
2.3 Programma van Eisen	5
3 FMCW Signaalverwerking module	7
3.1 Eisen	7
3.2 Ontwerp	7
3.2.1 Methode	7
3.2.2 Besluitvorming	8
3.2.3 Theoretische implementatie	8
3.2.4 Praktische implementatie	10
3.3 Evaluatie van de module	12
3.4 Conclusie	13
4 Detectie en Classificatie module	15
4.1 Eisen	15
4.2 Ontwerp	15
4.2.1 Methodes	15
4.2.2 Implementatie en gemaakte keuzes	16
4.3 Evaluatie	21
4.4 Conclusie	23
5 Aanpassingen naar KOR-001 Module	25
5.1 FMCW signaalverwerking module	25
5.1.1 Theoretische aanpassingen	25
5.1.2 Praktische aanpassingen	26
5.2 Detectie en Classificatie module	27
6 Beelden Verwerking module	29
6.1 Eisen	29
6.2 Ontwerp	29
6.2.1 Methode	29
6.2.2 Theorie	30
6.2.3 Implementatie	30
6.3 Evaluatie	32
6.4 Conclusie	33
7 Conclusies en aanbevelingen	35
7.1 Conclusies	35
7.2 Aanbevelingen	37

A Discrete STFT	39
A.1 Wiskundige definitie	39
A.2 Effect venster	39
A.3 Spectrogram.	40
B FMCW radar	41
B.1 Werkingsprincipe.	41
B.2 Verwerking	42
C CA-CFAR	45
D Binaire Morphologie	47
Bibliografie	49

Lijst van figuren

2.1	Systeemoverzicht sensormodule	3
2.2	Systeemoverzicht algoritme	4
3.1	Overzicht van de FMCW Signaalverwerking module	8
3.2	Fast-Ramp-FMCW golfvorm	9
3.3	Detectie van de aanzet van de frequentiesweeps	9
3.4	Radius-tijd spectrogram testsituatie	12
3.5	Radius-Doppler spectrogram testsituatie	13
3.6	Doppler-tijd spectrogram testsituatie	13
3.7	Radius-Doppler spectrogram met aliasing	14
4.1	Overzicht van de Detectie en Classificatie module	16
4.2	Vaste drempelmap componenten	18
4.3	Horizontaal structurelement N_{2H}	19
4.4	Verwerking van de detectiematrix tot blokken	19
4.5	Doppler-tijd spectrogram met de hieruit gevonden convolutie	20
4.6	Evaluatie van de detectiemodule	22
4.7	Twee objecten dicht bij 0 m s^{-1}	22
4.8	Radius van gedetecteerde blokken tegen de tijd uitgezet	23
4.9	Doppler-tijd spectrogram met de hieruit gevonden convolutie	23
4.10	Doppler-tijd spectrogram met de hieruit gevonden convolutie	23
5.1	Periodedetectie uitgangssignaal KOR-001	26
5.2	Radius-Doppler spectrogrammen van de KOR-001	27
5.3	Radius-Doppler spectrogram bij $T_R f_s = 660$ samples	27
5.4	Doppler-tijd spectrogram bij 660 samples	28
6.1	Overzicht van de Beelden Verwerking module	29
6.2	Verwerking van een beeld tot grayscale tot de HOG beschrijving	30
6.3	Beelden training SVM Beelden Verwerking module	31
6.4	Voorbeeld beelden voor de evaluatie van de Beelden Verwerking module	32
7.1	Totaal overzicht van het geïmplementeerde systeem	35
A.1	Overzicht van drie vensterfuncties	40
B.1	Blokschema van FMCW radar	41
B.2	Voorbeeld van een beatsignaal	42
C.1	Visualisatie van het CA-CFAR algoritme	45
D.1	Structuurelementen	47
D.2	Voorbeelden van erosie en dilatie	48
D.3	Voorbeelden van openen en sluiten	48

Lijst van tabellen

3.1	Vergelijking specificaties van vensterfuncties	10
3.2	Parameters van de gebruikte hardware	11
3.3	Resulterende specificaties KMC-1	11
4.1	Parameter instellingen voor de K-MC1 module	21
5.1	Parameters van de gebruikte hardware	25
5.2	Resulterende specificaties KOR-001	26
5.3	Parameter instellingen voor de KOR-001 radarmodule	28
6.1	Invloed van de verschillende type kernelfuncties binnen de SVM	31
6.2	Variatie cel- en blok-grootte resultaten	32
6.3	Parameters waarop de Beelden Verwerking module is ingesteld	32
6.4	Evaluatie Beelden Verwerking module op eigen dataset	33

Lijst van Afkortingen en Symbolen

Afkortingen

(CA-)CFAR	(Cell-Averaging)-Constant False Alarm Rate
CUT	Cell Under Test
ENBW	Equivalent Noise BandWidth
EO	Elektro-Optisch
(FM)CW	(Frequency-Modulated) Continuous Wave
(F)FT	(Fast) Fourier Transform
HOG	Histograms of Oriented Gradients
I/Q	In-fase en Quadratuur(-kanaal)
RCS	Radar Cross Section
Rx	Ontvangst(antenne)
STFT	Short-Time Fourier Transform
SVM	Support Vector Machine
Tx	Zend(antenne)

Symbolen

B	Bandbreedte (Hz)
c	Lichtsnelheid ($299\,792\,458\text{ m s}^{-1}$)
C	Convolutie
D	Drempelwaarde
Δ^*	Resolutie van *
f_0	Startfrequentie van frequentiesweep (Hz)
f_B	Beatfrequentie (Hz)
f_d	Herhalingfrequentie van het <i>gedetecteerde</i> doel (Hz)
f_s	Samplingfrequentie (Hz)
G_{Rx}	Antenne gain, ontvangstantenne
G_{Tx}	Antenne gain, verzend antenne
k	Discrete frequentiebin
L	Lengte van het tweede STFT-venster (samples)
λ	Golflengte (m)
n_{min}	Aantal samples van het begin van een frequentiesweep dat genegeerd wordt (samples)
N	Lengte van het eerste STFT-venster (samples)
OL	Vensteroverlap (procent)
p	Discrete snelheidsbin
P_{FA}	Valse Detectie Kans
P_n	Gemiddeld Ruisniveau (W)
P_{Rx}	Ontvangen vermogen (W)
P_{Tx}	Verzonden vermogen (W)
R	Radius (van radar tot doel) (m)
R_d	Radius van radar tot <i>gedetecteerde</i> doel (m)
s_B	Complex beatsignaal
S_B	Getransformeerd complex beatsignaal
σ	RCS (m^2)
t	Tijd als variabele (s)
τ	Discrete tijdsbin
τ_c	Verschuiving correlatie berekening (s)
T	Grootheid tijd (s)
T_R	Sweep-repetitietijd (s)
T_s	Tijdstap tussen twee opeenvolgende samples (s)
T_{UR}	Sweeptijd (Up-Ramp) (s)
U	U uit W
v	Snelheid (m s^{-1})
v_d	Snelheid van het <i>gedetecteerde</i> doel (m s^{-1})
W	U uit W

1

Inleiding

Jaarlijks is er veel oponthoud en overlast voor treinreizigers en treinpersoneel omdat er onderhoud wordt gepleegd aan het spoor. Eén van de oorzaken van onderhoud aan het spoor is koperdiefstal. Verder zijn er jaarlijks ongeveer 200 doden als gevolg van zelfdoding op en rond het spoor [1]. Deze problemen leveren jaarlijks veel directe kosten op. Bij elk geval van zelfdoding moeten er diverse instanties ingeschakeld worden en mogen er geen treinen meer rijden op de locatie van het ongeval, wat veel geld en tijd kost. Hier komt nog de emotionele schade bij die machinisten en treinreizigers oplopen. De oorzaak van al van deze problemen is dat mensen zich op en rond het spoor begeven waar dit niet geoorloofd is.

Er is dan ook een idee ontstaan om deze spoorzones in de gaten te houden met behulp van sensor-modules die gebruik maken van radar. Dit met het doel om mensen te detecteren in een spoorzone en ze als mens te classificeren. Er wordt er vanuit gegaan dat er adequaat op deze detectie gereageerd wordt zodat diefstal en suicide pogingen, en dus overlast voor de reiziger en het personeel, voorkomen kunnen worden. Omdat het spoor een groot oppervlakte beslaat moeten de modules goedkoop zijn en een goed bereik hebben. Om deze reden is er gekozen voor radar, radar werkt namelijk onder alle weersomstandigheden en, mits er goede algoritmes beschikbaar zijn, is radar niet afhankelijk van humane operators die beeldschermen bekijken om zo detectie mogelijk te maken. Ook is het mogelijk om een sensormodule op basis van radar voor een goede prijs te realiseren.

Om deze mogelijkheid te onderzoeken is er een onderzoek uitgevoerd naar het realiseren van een 'proof of concept' door één prototype van een dergelijke sensormodule op basis van radar te ontwerpen. Het prototype-ontwerp is opgesplitst in drie delen: een algoritme deel, een processing deel en een aansturingsdeel. Hierbinnen is de algoritme groep verantwoordelijk voor de verwerking van de data, de processing groep voor de hardware-implementatie van het algoritme en de aansturingsgroep voor de aansturing en werkend krijgen van de radar module alsmede de ontwikkeling van de randapparatuur van het prototype. Binnen deze thesis komt de ontwikkeling van het algoritme aan bod. Er is binnen het onderzoek gebruik gemaakt van Frequency-Modulated Continuous Wave (FMCW) radar.

De opbouw van dit verslag is als volgt: in hoofdstuk 2 zal er gesproken worden over de opdracht-beschrijving, de systeembeschrijving en het daarbij opgestelde programma van eisen. In hoofdstuk 3 wordt vervolgens de FMCW Signaalverwerking module besproken met de eisen hieraan, het ontwerp, de implementatie, de evaluatie en de conclusie. Vervolgens zal in hoofdstuk 4 de Detectie en Classificatie module behandeld worden, met gelijke opbouw. Hierna zullen in hoofdstuk 5 de aanpassingen aan de FMCW Signaalverwerking module en de Detectie en Classificatie module voor de KOR-001 radar module besproken worden. Vervolgens zal in hoofdstuk 6 de Beelden Verwerking module behandeld worden met hierbij opnieuw de eisen, het ontwerp, de evaluatie en de conclusie. Afsluitend wordt in hoofdstuk 7 geconcludeerd hoe het systeem werkt ten opzichte van de eerder gestelde eisen in hoofdstuk 2 en aanbevelingen gedaan voor vervolgonderzoek.

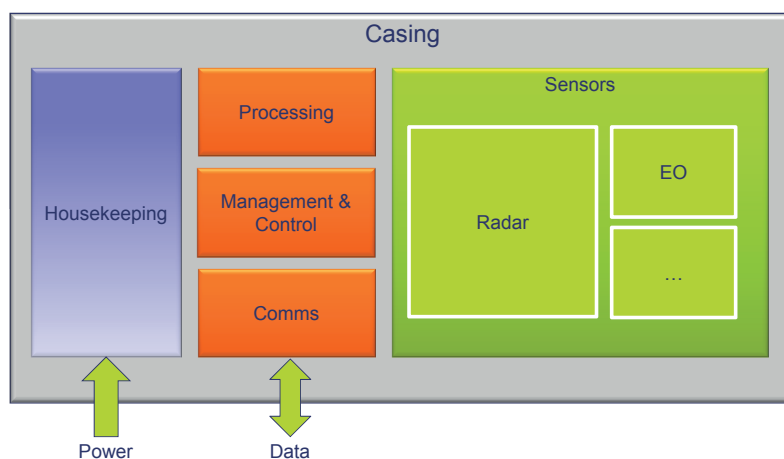
2

Steembeschrijving

In dit hoofdstuk zal er een overzicht gegeven worden van de totale opdracht vanuit de opdrachtgever in paragraaf 2.1 en het algoritme deel binnen deze opdracht in paragraaf 2.2. Vervolgens wordt het daarbij opgestelde programma van eisen aan het ontwerp van het algoritme in paragraaf 2.3 behandeld.

2.1 | Opdrachtbeschrijving

De opdracht bestaat uit het maken van een prototype van een sensormodule die in staat is mensen te detecteren in een spoorzone op basis van radar. Deze module moet personen en andere objecten op en rond het spoor detecteren gebruik makend van bestaande radarmodules [2, 3]. Naast de radarmodule kan eventueel een tweede sensor aangesloten worden, zoals een EO module (video), voor confirmatie vanuit de controlekamer. Dit totale project omvat het ontwerpen van de module, de integratie in het huidige spoorlandschap en het vaststellen van de uiteindelijke capaciteiten van de ontworpen sensormodule. Het totale systeem qua ideologie vanuit de opdrachtgever is weergegeven in figuur 2.1.



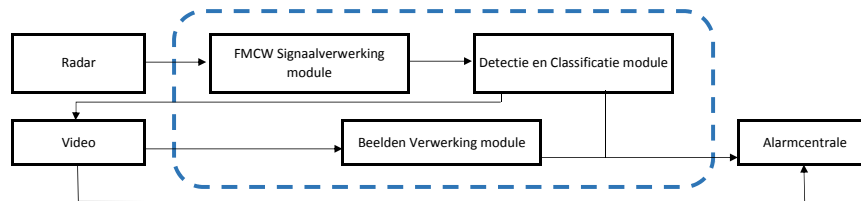
Figuur 2.1: Systemoverzicht totale sensormodule zoals gegeven in [3]

Binnen dit project is de hierboven beschreven opdracht gesplitst in 3 delen. Namelijk het algoritme, de hardware-implementatie en het aansturen van de experimentele radarmodule. De algoritme groep draagt er zorg voor dat de data vanuit de module verwerkt wordt tot een classificatie van objecten binnen het bereik van de sensor. De hardware-implementatie groep draagt er zorg voor dat dit algoritme omgezet wordt naar hardware voor het prototype en de aansturinggroep zorgt voor het aansturen van de radarmodule en de realisatie van het prototype, denk hierbij ook aan de voeding, de behuizing etc. Binnen dit verslag zal enkel het algoritme deel van dit project behandeld worden. Voor de verslagen over de hardware implementatie zie [4] en aansturing van de radarmodule zie [5].

2.2 | Algoritmebeschrijving

Binnen het gehele project, zoals beschreven in paragraaf 2.1, is het doel van de algoritme groep om de data die vanuit de hardware aangeleverd wordt te verwerken. De verwerking heeft als einddoel om aan te geven of er zich een mens bevindt in het te beveiligen gebied. Het algoritme moet in staat zijn de ruwe inkomende radardata te verwerken en hierna te bepalen welke objecten zich op welke afstand bevinden (detectie) en wat deze objecten zijn (classificatie).

Deze functionaliteit van het radardeel wordt bereikt door een combinatie van twee modules, de FMCW Signaalverwerking module en de Detectie en Classificatie module, welke verschillende functies hebben binnen het algoritme. Deze modules en de koppeling naar het totale systeem zijn te vinden in figuur 2.2. Verder is er ook nog de Beelden Verwerking module welke als confirmatie de beelden van de camera zal analyseren.



Figuur 2.2: Systeemoverzicht systeem met de scope van het project daarin weergegeven

De focus van dit project ligt op het gemarkeerde deel in figuur 2.2. Voor het prototype is er aangenomen dat er al een uitgebreid classificeringsalgoritme beschikbaar is. Er zal echter voor het prototype wel een simpel classificatie-algoritme geïmplementeerd worden om de werking van het concept aan te tonen.

Het algoritme is opgedeeld in twee modules om het algoritme overzichtelijk te houden en de twee functionaliteiten binnen het radar deel van het algoritme te scheiden. Er zijn binnen de verwerking namelijk twee duidelijke operaties te herkennen, namelijk: het verwerken van de ruwe data tot overzichtelijke, bruikbare data en het verwerken van deze data tot de detectie en classificatie van objecten. In 2.2.1 zal de FMCW Signaalverwerking module beschreven worden. In 2.2.2 zal de Detectie en Classificatie module nader toegelicht worden. Tot slot zal in 2.2.3 de Beelden Verwerking module behandeld worden.

2.2.1 | Beschrijving: FMCW signaalverwerking module

De FMCW Signaalverwerking module heeft als doel de verwerking van de ruwe radardata tot bruikbare data. Dit gebeurt door de data te segmenteren en om te zetten in een spectrogrammatrix, welke informatie bevat over radius, tijd en Doppler. De specificaties zijn afhankelijk van de aansturingmethode van de FMCW frequentiesweep.

2.2.2 | Beschrijving: Detectie en Classificatie module

Uit de spectrogrammatrix van de signaalverwerking module zullen er objecten gedetecteerd worden die aan bepaalde voorwaarden voldoen qua grootte en snelheid. De Detectie en Classificatie module zal moeten zorgen dat het detecteren van objecten uit de spectrogrammatrix mogelijk wordt. De gedetecteerde objecten zullen vervolgens geclassificeerd worden. De classificatie zal zorg dragen dat het radarsysteem onderscheid kan maken tussen mensen en andere objecten. Er wordt er voor dit prototype vanuit gegaan dat er een goed classificatie-algoritme beschikbaar is en dat er voor het prototype een simpel algoritme geïmplementeerd kan worden dat de werking van het prototype aan moet tonen.

2.2.3 | Beschrijving: Beelden verwerking module

Als er een object gedetecteerd is, wordt de tweede sensor ingezet om de detectie te verifiëren voor de alarmcentrale. De Beelden Verwerking module maakt gebruik van de beelden van de videocamera. De beelden worden gebruikt voor het classificeren van objecten op het videobeeld om te verifiëren dat het om een mens gaat. Verder wordt de videocamera ook gebruikt om bewijsmateriaal van koper-

diefstal te verzamelen: radarspectrogrammen zijn niet voldoende om individuen te identificeren, waar camerabeelden dat wel kunnen.

2.3 | Programma van Eisen

Aan de hand van de opdracht- en algoritme beschrijving is er een programma van eisen opgesteld waaraan het algoritme zou moeten voldoen. Dit programma van eisen is geordend op basis van prioriteit in de realisatie.

- Algoritme moet kunnen detecteren of er zich een bewegend object bevindt in het bereik van de radar.
- Algoritme moet vanuit radar data bewegende objecten kunnen classificeren binnen de categorieën: mens, groot object en klein object.
- Algoritme heeft een hoge detectiekans en een lage fout-positief kans.
- Algoritme werkt autonoom en geeft een melding als er een object gedetecteerd is.
- Algoritme is universeel zodat er met kleine aanpassingen andere radarmodules aangesloten kunnen worden die op hetzelfde principe werken.
- Algoritme maakt gebruik van radar en een tweede sensor ter verificatie van het object.
- Algoritme kan stilstaande objecten detecteren die niet tot het landschap behoren.

3

FMCW Signaalverwerking module

In dit hoofdstuk wordt er ingegaan op het ontwerp van het eerste blok van het algoritme, de FMCW Signaalverwerking module. Dit hoofdstuk gaat aanvankelijk uit van de K-MC1 radar module van RF Beam, maar wel in het achterhoofd houdend dat deze vervangen gaat worden door de experimentele KOR-001 radar module van dezelfde fabrikant. In paragraaf 3.1 zullen de eisen aan de FMCW Signaalverwerking module gegeven worden. Vervolgens zullen in paragraaf 3.2 het ontwerp met de bijbehorende implementatie worden toegelicht. In paragraaf 3.3 zal de FMCW Signaalverwerking module geëvalueerd worden. Tot slot zal in paragraaf 3.4 de conclusie getrokken worden hoe deze module werkt aan de hand van de eisen uit paragraaf 3.1.

3.1 | Eisen

De eisen aan dit deel van het algoritme komen voort uit de koppeling tussen de hardware en de Detectie en Classificatie module. Dit deel van het algoritme doet de voorbereiding voor verdere verwerking, zodat de data uit de radar module op een goede manier verwerkt en weergegeven wordt. Dit met het doel dat hier later detectie en classificatie op toegepast kan worden.

De eisen aan deze module zijn:

- Een keuze voor een bruikbare golfvorm en frequentie van de aansturing, zodanig dat het bereik en de resolutie voldoende zijn dat ze detectie en classificatie mogelijk maken.
- Het segmenteren van de ruwe data zodat het geschikt is voor verdere dataverwerking.
- Het verwerken van ruwe data tot correcte spectrogrammen.

3.2 | Ontwerp

Het ontwerp begint bij de aansturing van de radar module zelf. Er zijn meerdere mogelijkheden om de radar aan te sturen. FMCW modus krijgt daarbij de voorkeur, wat uitgelegd wordt in appendix B. De manier waarop de frequenties doorlopen worden heeft gevolgen voor de verwerking, en de bijbehorende eigenschappen van de data, en daarmee het algoritme. De frequenties worden in FMCW altijd lineair gevarieerd met een frequentiesweep [6].

In 3.2.1 zullen de verschillende methodes besproken worden waarop de frequenties lineair doorlopen kunnen worden. In 3.2.2 zal er op basis van de methodes een keus gemaakt worden waarop de verdere implementatie van het algoritme gebaseerd is. Vervolgens zal in 3.2.3 de theoretische en in 3.2.4 de praktische implementatie worden toegelicht.

3.2.1 | Methode

De meest voorkomende typen FMCW stuursignalen zijn van de golfvormen genaamd: Fast-Ramp-, Slow-Ramp- en Triangular-Fast-Ramp-FMCW [7, 8].

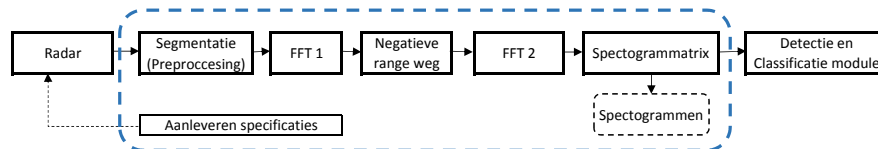
De keuze voor het type dat het geschiktst is voor het systeem heeft vooral te maken met de beschikbare hardware. Het Slow-Ramp-FMCW signaal bestaat uit een trage-zaagtand frequentiemodulatie. Deze methode wordt vooral gebruikt in computationeel mindere systemen omdat dit maar één enkele Fourier transformatie (FT) nodig heeft om deze data om te zetten naar radius-Doppler informatie. Dit komt omdat er gebruikt gemaakt wordt van verschillende sweepsnelheden voor opvolgende frequentiesweeps [7]. De omzetting naar het snelheidsdomein (Doppler) hangt hier vooral af van de kwaliteit van de drempelwaarde of de kwaliteit van een adaptief drempelingsalgoritme.

Bij de analyse van het Fast-Ramp-FMCW signaal wordt er gebruik gemaakt van een tweedimensionale FT om de radius-Doppler informatie te bemachtigen. Met deze methode worden het bereik en de resolutie bepaald door de snelheid van elke sweep, de bandbreedte waarover gesweept wordt en de observatietijd die gebruikt wordt voor de analyse. Deze methode werkt alleen als de ramps snel genoeg gecreëerd kunnen worden door de module en de overige hardware snel genoeg kan samplen en de data kan verwerken [7].

De triangular golfvorm wordt voornamelijk gebruikt als de radaraansturing de zaagtand niet kan genereren of er andere beperkingen zijn op dit gebied. Er wordt hier gebruik gemaakt van de situatie dat een doel op de op- en neergaande sweep hetzelfde is zodat deze gekoppeld kunnen worden [8]. Theoretisch heeft dit een vergelijkbaar effect als een zaagtand nemen met een halve herhalingsfrequentie als de desbetreffende driehoekige golfvorm. Hieruit volgt de conclusie dat dit type gebruikt wordt als er geen adequate zaagtand gecreëerd kan worden.

3.2.2 | Besluitvorming

Aan de hand van de datasheet van de K-MC1 radar module [9] blijkt dat deze radar module aangestuurd kan worden met Fast-Ramp-FMCW, zo ook de KOR-001 door deze in no-dwell mode te zetten [10, 11]. Er is dan ook besloten om gebruik te maken van deze mogelijkheid in plaats van het Slow-Ramp-FMCW stuursignaal, omdat de hardware qua computationele kracht met de huidige configuratie geen bottleneck is. Verder is de KOR-001 module eenvoudiger aan te sturen met dit stuursignaal dan Slow-Ramp-FMCW omdat hier geen verschillende sweepsnelheden bij nodig zijn. Dit heeft als gevolg dat het voldoende is om de module eenmalig instellen en er daarna enkel een blok golf aangeboden dient te worden om de module operationeel te krijgen. Op basis van het universeel maken van het algoritme is er besloten om gebruik te maken van Fast-Ramp-FMCW, deze vorm is bruikbaar voor beide radar modules. Dit geeft het volgende schema voor de FMCW Signaalverwerking module, zie figuur 3.1.



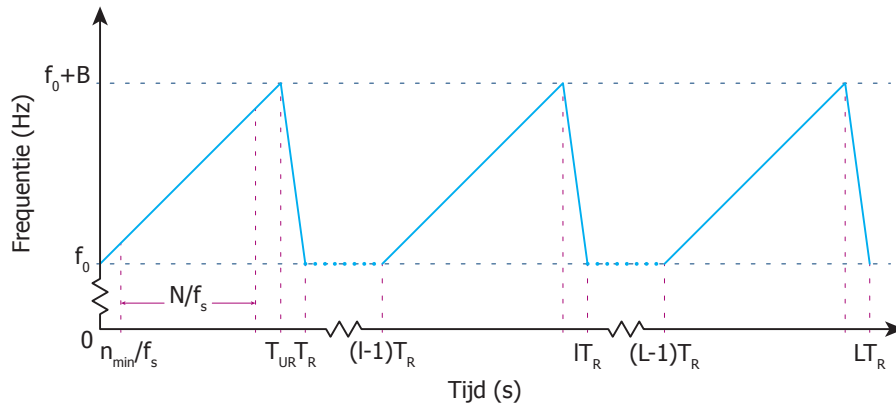
Figuur 3.1: Overzicht van de FMCW Signaalverwerking module

3.2.3 | Theoretische implementatie

De verwerking van de radardata begint bij het samplen van de uitgangssignalen van de radar met samplingfrequentie f_s . Als stuursignaal wordt het signaal zoals weergegeven in figuur 3.2 gebruikt. Het in-fase en quadratuurkanaal (I- en Q-kanaal) van de mixer worden bij elkaar opgeteld, rekening houdend met mogelijke verschillen in versterking en non-ideale hoek [3], volgens:

$$s(t) = I(t) + Q_{gain} Q(t)[\cos(\varphi_{IQ}) + j \sin(\varphi_{IQ})] \quad (3.1)$$

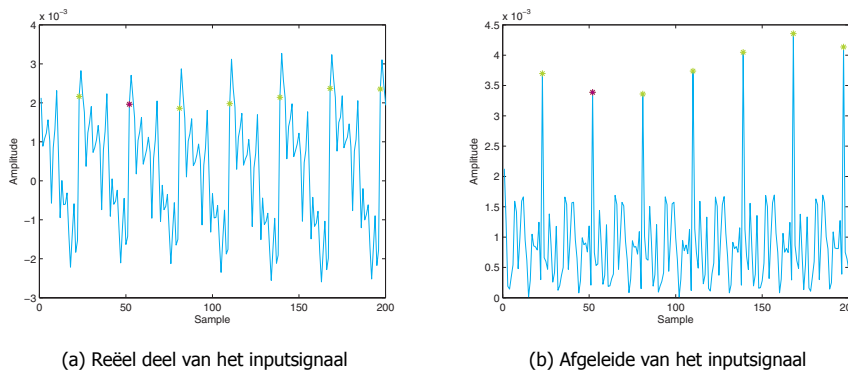
Vervolgens wordt er gedetecteerd op welke plek de frequentiesweep begint en eindigt. Dit is te doen door te kijken naar sprongen in het uitgangssignaal zoals weergegeven in figuur 3.3a. Door hier de afgeleide van te nemen en piekdetectie op toe te passen wordt figuur 3.3b gevormd, de gedetecteerde pieken zijn weergegeven met een helgroen sterretje. Voor de zekerheid wordt de allereerste piek genegeerd en de tweede wordt als begin van de data gemarkeerd, aangegeven met een fuchsia sterretje. Daarna wordt er een venster over 90 % van de sweep gelegd, waarbij de eerste 5 % genegeerd wordt



Figuur 3.2: De Fast-Ramp-FMCW golfvorm met de aangegeven definities voor de eigenschappen van deze golfvorm.

en een discrete Short-Time Fourier Transformatie (STFT) uitgevoerd wordt, zie appendix A. Het negeren van de eerste 5 % is om zeker te weten dat alle invloeden van de vorige sweep die nog ontvangen worden er af te snijden. Het minimum aantal samples n_{min} dat genegeerd moet worden is afhankelijk van de maximale radius waar nog reflecties vandaan kunnen komen:

$$\frac{2R_{max}}{c} = \frac{n_{min}}{f_s} \quad (3.2)$$



Figuur 3.3: Detectie van de aanzet van de frequentiesweeps

Vervolgens wordt de spectrogrammatrix gecreeërd met een tweede STFT met een venster over meerdere frequentiesweeps aan de hand van de methode die beschreven staat in appendix B. De keuze voor het venster is gebaseerd op de gewenste eigenschappen: een goede frequentieresolutie (lage spectral leakage), lage eerste sidelobe en snelle reductie van sidelobniveau. Hierdoor kunnen we nog goed nabij gelegen frequenties onderscheiden en objecten op een grotere radius, waarbij veel minder vermogen terug reflecteert naar de radar (zie ook formule 4.1), niet verdwijnen in de sidelobes van nabij gelegen objecten die een (veel) hoger vermogen terug reflecteren. De werking van de classificatie berust op μ Doppler, waardoor het belangrijk is om kleine frequentieverschillen waar te kunnen nemen. Voor beide vensters is dan ook voor de Hann-functie gekozen omdat deze een lage spectral leakage kent, matige eerste sidelobe en een goede reductie van sidelobniveau, zoals vergeleken kan worden met vier andere vensterfuncties in tabel 3.1. De twee vensters hebben respectievelijk lengte N en L , overeenkomstig met appendix B.

De keuze voor de parameters van het Fast-Ramp-FMCW stuursignaal heeft invloed op de specificaties die door de radar behaald kunnen worden. Zo kan de maximale beatfrequentie bepaald worden aan de hand van het Shannon-Nyquist criterium:

$$f_{B_{max}} = \frac{f_s}{2} \quad (3.3)$$

Tabel 3.1: Vergelijking specificaties van vensterfuncties [12]

Venster	Hoogste sidelobe (dB)	Reductie sidelobes (dB/dec)	Relatief side-lobeniveau (dB)	Spectral Leakage (bins)	Overlap correlatie	
					50 % OL	75 % OL
Rechthoek	-13	-20	-13,3	1	50	75
Driehoek	-27	-40	-26,6	1,33	25	71,9
Hann	-23	-40	-31,5	1,23	31,8	75,5
Hamming	-43	-20	-42,5	1,36	23,5	70,7
Blackman	-58	-60	-58,1	1,73	9,0	56,7

De sweep-repetitietijd geeft een maat voor de maximale snelheid waarbij geen ambiguïteit optreedt, gegeven door:

$$v_{max} = \pm \frac{c}{4f_0 T_R} \quad (3.4)$$

De Doppler-resolutie die hiermee wordt behaald is afhankelijk van de observatietijd, en daarmee ook de lengte van het tweede venster:

$$\Delta v = \frac{c}{2f_0 T_R L} \quad (3.5)$$

De lengte van het tweede venster bepaalt ook de tijdsresolutie per radius-Doppler spectrogram:

$$\Delta \tau = T_R L \quad (3.6)$$

Dat kan nog licht verbeterd worden door een overlap OL_L van dit venster te implementeren:

$$\Delta \tau_{OL_L} = T_R L (1 - OL_L) \quad (3.7)$$

Voor een Hann-venster is het echter weinig zinvol om meer dan 75 % OL_L te implementeren, vanwege de overlapcorrelatie. Voor venster $w_1[n]$ is het in zijn geheel niet mogelijk om overlap te implementeren, omdat alleen data tijdens één frequentiesweep te gebruiken is. De maximale radius tot het doel dat gedetecteerd kan worden is afhankelijk van de maximale beatfrequentie:

$$R_{max} = \frac{c T_{UR}}{2B} \cdot f_{B,max} \quad (3.8)$$

De theoretisch best haalbare afstandsresolutie wordt gegeven door:

$$\Delta R = \frac{c}{2B} \quad (3.9)$$

Na het uitvoeren van de twee-dimensionale discrete STFT na de eerste L frequentiesweeps komt er de spectrogrammatrix $S_{B_{2D}}[k, p]$ uit. De tweede spectrogrammatrix is gebaseerd op sweeps $L(1 - OL_L)$ tot en met $L(2 - OL_L)$, enzovoorts. Aan de hand hiervan definiëren we de drie-dimensionale spectrogrammatrix $S_{B_{3D}}[k, p, \tau]$. De tijdsresolutie hiervan staat gegeven in formule 3.7. De radius-binbreedte Δk en snelheids-binbreedte Δp kunnen uit respectievelijk de formules B.11 en B.12 bepaald worden.

3.2.4 | Praktische implementatie

Voor de praktische implementatie is gebruik gemaakt van de K-MC1 radarmodule met het bijbehorende ontwikkelbord ST-100. Deze hardwarecombinatie heeft een aantal vaste parameters zoals weergegeven in tabel 3.2 [5, 9]. Door de RMS waardes van de I en Q kanalen te vergelijken is de waarde voor Q_{gain} bepaald, φ_{IQ} is empirisch bepaald door in resulterende spectrogrammen de spiegeling te minimaliseren. Aangezien de K-MC1 een relatief klein bereik heeft is er gekozen voor een kleinere sweeptijd, waardoor het maximaal meetbare bereik kleiner wordt maar daarmee de maximale snelheid en de snelheidsresolutie toenemen, namelijk $T_{UR} = T_R = 657,6 \mu s$. Dit komt overeen met exact $T_{UR} f_s = 29$ samples.

Overeenkomstig met 3.2.3 wordt vensterlengte N gekozen op $N = [0, 9T_{UR} f_s] = 26$ samples. Omdat voor de classificatie moet gelden dat $\Delta v < 0,1 \text{ m s}^{-1}$ en $\Delta \tau < 0,1 \text{ s}$, is er gekozen voor een vensterlengte

Tabel 3.2: Parameters van de gebruikte hardware

Parameter	Waarde
Startfrequentie f_0 (GHz)	24,09
Samplingfrequentie f_s (kHz)	44,1
Bandbreedte B (MHz)	75
Benodigde Q versterking Q_{gain}	1,5141
I/Q faseverschil φ_{IQ} ($^\circ$)	87

L van 128 omdat dit voldoet aan het criterium voor een FFT zoals genoemd in formule A.3 en de gegeven specificaties benodigd voor classificatie [3]. Omdat de lengte N niet aan formule A.3 voldoet, wordt het venster aangevuld met nullen tot $N = 32$ (zeropadding). Aangezien de hoeveelheid informatie daarmee niet vergroot wordt levert dat geen hogere resolutie op, maar verhoogt wel de rekensnelheid. Deze parameters leveren de specificaties in tabel 3.3 op.

Tabel 3.3: Resulterende specificaties aan de hand van tabel 3.2, $T_R = 657,6 \mu\text{s}$, $L = 128$ en $OL_L = 50\%$

Specificatie	Waarde
Maximale beatfrequentie $f_{B_{max}}$ (kHz)	22,05
Maximale radius R_{max} (m)	28,98
Theoretische radiusresolutie ΔR (m)	1,999
Maximale snelheid v_{max} (m s^{-1})	4,731
Snelheidsresolutie Δv (m s^{-1})	0,0739
Minimaal genegeerde samples n_{min}	0,009
Tijdsresolutie $\Delta \tau$ (s)	0,0842
Tijdsresolutie met overlap $\Delta \tau_{OL}$ (s)	0,0421

De enige specificaties die nog bepaald dienen te worden zijn de daadwerkelijk behaalde resoluties na de twee-dimensionale discrete STF(F)T. Het omschrijven van formule B.12 naar formule 3.5 vereist enkel het invullen van $p = 1$. Daarentegen is het lastiger om ΔR onafhankelijk van v uit formule B.11 te krijgen. Door te kijken naar de invloed van de tweede term uit formule B.11 op k bij $N = 26$:

$$\frac{2f_0 v_{max} N}{c f_s} = 0,45 \quad (3.10)$$

is te zien dat deze term nog niet eens een volledige k -bin aan invloed heeft. Daar komt nog bij dat het Hann-venster zorgt voor een spectral leakage van 1,23 bin, waardoor deze term verwaarloosbaar verondersteld wordt. Hieruit volgt:

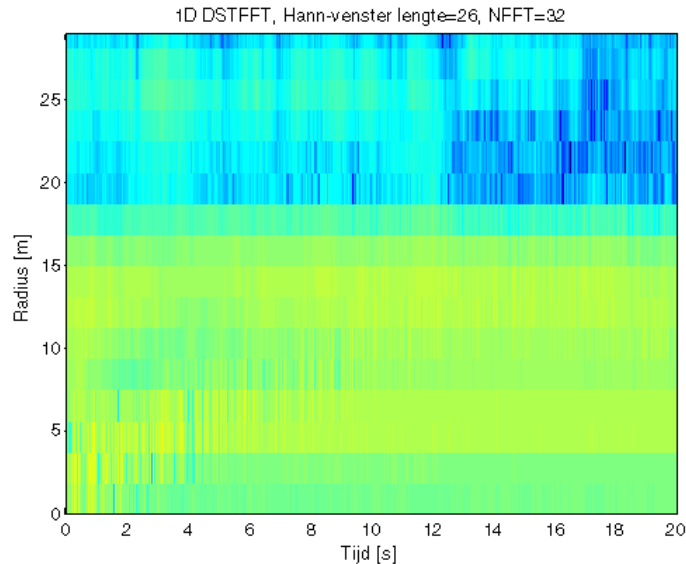
$$\Delta R = \frac{T_{UR} c f_s}{2B N} \quad (3.11)$$

Door formule 3.11 in te vullen met $N = 26$ (aangezien de zes toegevoegde nullen geen extra informatie met zich mee brengen) levert de huidige situatie een praktische radiusresolutie van $\Delta R = 2,23$ m op. $N = 32$ invullen levert op dat één k -bin van het uiteindelijke spectrogram 1,81 m breed is.

Een eigenschap van de fouriertransformatie is dat het spectrum ervan periodiek is rondom veelvouden van f_s . Dat heeft tot gevolg dat de bins $N/2 \leq k < N$ gelijk zijn aan de 'bins' $-N/2 \leq k < 0$, en daarmee overeenkomen met een negatieve radius. Aangezien dit geen fysische betekenis heeft wordt dan ook deze helft van de resulterende $S_{B_{2D}}[k, p]$ matrix weggelaten bij het vormen van de $S_{B_{3D}}[k, p, \tau]$ matrix. Voor de snelheid geldt hetzelfde principe, maar dit heeft echter wel een fysische betekenis: ofwel het object beweegt van de radar af ($v > 0$), dan wel naar de radar toe ($v < 0$) en wordt daarom dus ook niet weggelaten bij het vormen van de $S_{B_{3D}}[k, p, \tau]$ matrix. De getoonde figuren in dit verslag zijn gemaakt met de `fftshift` functie in MatLab, waardoor de figuren de negatieve snelheden aan de linkerkant tonen.

3.3 | Evaluatie van de module

Om de module te testen is er een meetopstelling opgesteld in een gang waarin twee personen zich in tegengestelde richting bewogen. Eén van de personen liep van de radar module af en de andere persoon liep naar de radar toe. De initiële locatie van de naderende persoon was 25 m van de radar verwijderd en de andere persoon begon op nul meter van de radar weg te lopen. Figuur 3.4 laat het spectrogram na de eerste STFT zien. Hier is nog weinig op te zien, slechts met enige fantasie is er een stijgend patroon van nul tot vijftien meter in te zien.

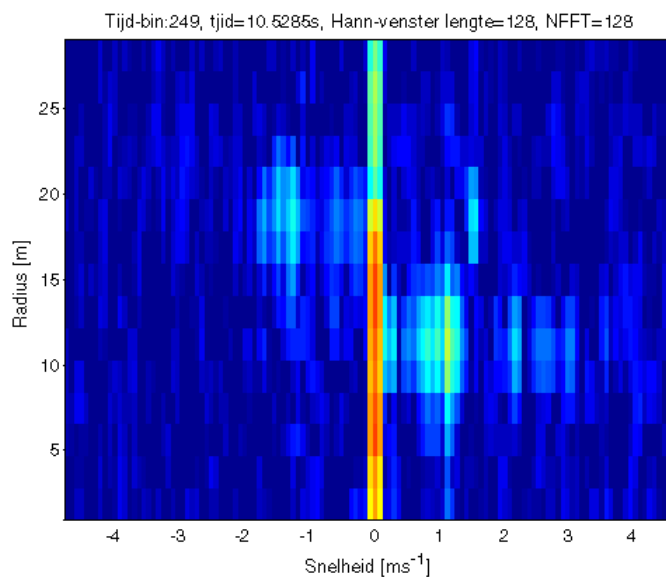


Figuur 3.4: Spectrogram van S_B na eerste FFT

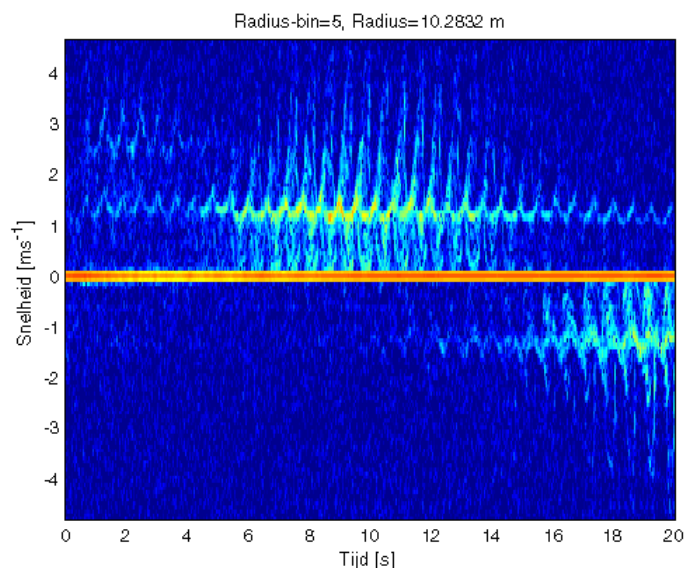
Dit gaf na de STFT in de tweede dimensie het radius-Doppler spectrogram, gegeven in figuur 3.5, als resultaat. Hierin is de situatie na 10,52 s te zien. In de figuur is zichtbaar dat er zich twee objecten in het radarbereik bevinden, één op ongeveer elf meter afstand met een positieve snelheid en de ander op ongeveer achttien meter met een negatieve snelheid. Overigens lijkt er ook een object te zijn met een positieve snelheid van ongeveer $1,5 \text{ m s}^{-1}$ op die afstand. Dit is een artefact met onbekende oorzaak dat altijd zichtbaar is, ongeacht de omgeving. Daarnaast is er veel signaal rondom stilstaande objecten te zien, wat logisch is aangezien de meting op een gang plaatsvond. Hierin is ook te zien dat dit drie snelheids-bins breed is, wat verklaard kan worden door het gebruik van het Hann-venster.

In figuur 3.6 is het Doppler-tijd spectrogram te zien op de vijfde radius-bin (van 9,05 m tot 10,86 m). Hierin is de karakteristieke spectrogramvorm door het μ Doppler-effect van de mens goed te zien in beide richtingen [13]. De torso vormt het sterkst reflecterende onderdeel van het menselijk lichaam, wat te zien is rond een snelheid van net iets meer dan 1 m s^{-1} . Op het spectrogram is ook te zien dat er op ongeveer negen seconden zich iemand op tien meter afstand bevond. Het spectrogram wordt intenser naarmate de tijd omhoog richting de negen seconden loopt en minder intens verder in de tijd. Het middelpunt lijkt een aardige indicatie te vormen waar iets zich bevindt. Zo is er ook af te leiden dat er na ongeveer achttien seconden zich iemand in deze radius-bin bevindt die naar de radar toe beweegt.

Daarnaast is er nog een vergelijkbare meting gedaan met één persoon die van de radar af rende. Het radius-Doppler spectrogram daarvan is te zien in figuur 3.7. Het valt op dat ondanks dat de persoon zich van de radar af beweegt er ook negatieve snelheidscomponenten zichtbaar zijn. Dit komt door aliasing doordat de persoon sneller gaat dan dat de maximaal meetbare (niet ambigue) snelheid. De sterkste reflectie is afkomstig van $-2,9 \text{ m s}^{-1}$, de torso, wat na aliasingcorrectie op $6,5 \text{ m s}^{-1}$ uit zou komen. Op ongeveer $2,5 \text{ m s}^{-1}$ is ook iets te zien, al is het hier niet duidelijk of dit object ook daadwerkelijk op die snelheid beweegt of op bijna 12 m s^{-1} . Het laatste zou plausibel zijn aangezien de aanname van formule 3.11 niet meer correct is vanwege de hoge snelheid, waardoor het lijkt of dit object één radius-bin hoger ligt.



Figuur 3.5: Radius-Doppler spectrogram $S_{B_{3D}}[k, p, 249]$ van twee personen, tijd 10,52 s



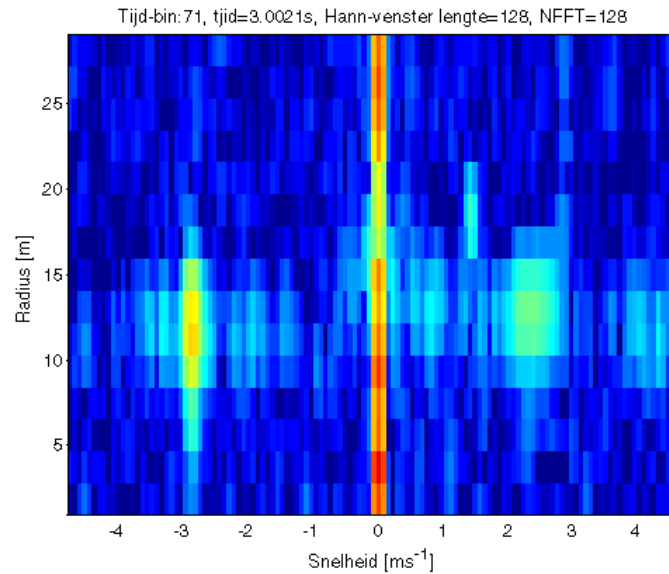
Figuur 3.6: Doppler-tijd spectrogram $S_{B_{3D}}[5, p, \tau]$ van twee personen, radius 10,28 s

3.4 | Conclusie

Hieronder zal voor de drie gestelde eisen in paragraaf 3.1 een conclusie getrokken worden.

Een keuze voor een bruikbare golfvorm en frequentie van de aansturing, zodanig dat het bereik en de resolutie voldoende zijn dat ze detectie en classificatie mogelijk maken.

Deze eis is aan de hand van dit hoofdstuk nog niet te beantwoorden. De genoemde parameters zijn in het gehele ontwerpproces zodanig bepaald, dat er wel deels aan deze eis voldaan wordt. De resolutie is voldoende, enkel de maximaal meetbare snelheid blijkt ongeschikt voor rennende personen. Dit komt voornamelijk door limitaties van de samplingfrequentie. Ook is de maximale radius lichtelijk teleurstellend, wat ook afhankelijk is van de samplingfrequentie, maar ook van het uitgezonden vermogen en de gevoeligheid van de ontvangstantenne.



Figuur 3.7: Radius-Doppler spectrogram van één rennend persoon met aliasing

Het segmenteren van de ruwe data zodat het geschikt is voor verdere dataverwerking. Het is gelukt om de data te segmenteren door een venster dat gebruikt wordt in de STFT. De aanzetpunten van dit venster kunnen succesvol automatisch bepaald worden. Door gebruik te maken van het Fast-Ramp-FMCW stuursignaal komen er sprongen in het signaal die gedetecteerd kunnen worden.

Het verwerken van ruwe data tot correcte spectrogrammen.

Aan de hand van figuur 3.5 en de beschreven situatie in paragraaf 3.3 is te concluderen dat de FMCW Signaalverwerking module een radius-Doppler spectrogram weergeeft. De correctheid van dit plaatje is grotendeels afhankelijk van de ingegeven matrix. Aan de hand van de snelheid van de personen is de verwachte tijd dat de twee personen zich op ongeveer tien meter begeven op 10 à 11 seconden en 18 à 19 seconden. Verder is in figuur 3.6 het Doppler-tijd spectrogram te zien van een mens wat overeenkomt met de verwachte situatie omdat er zich een mens op die afstand bevond. Beide spectrogrammen komen overeen met wat er in werkelijkheid gebeurt, wat de correctheid van de spectrogrammen aantoont en daarmee het voldoen aan deze eis.

4

Detectie en Classificatie module

In dit hoofdstuk zullen we ingaan op het ontwerptraject en de gerealiseerde Detectie en Classificatie module. Dit hoofdstuk beschrijft de implementatie op basis van de K-MC1 module. In paragraaf 4.1 komen de gestelde eisen aan de module aan bod. Hierna volgt in paragraaf 4.2 het ontwerp met de mogelijkheden, gemaakte keuzes en implementatie. Vervolgens zal in paragraaf 4.3 de module geëvalueerd worden om tot slot te concluderen over hoe deze module werkt in paragraaf 4.4.

4.1 | Eisen

Vanuit de FMCW Signaalverwerking module wordt de data aangeleverd aan de Detectie en Classificatie module. Deze module heeft als functionele doelen:

- Uit de spectrogrammen kunnen objecten gedetecteerd worden.
- Van de gedetecteerde objecten de snelheid en afstand bepalen.
- De gedetecteerde objecten worden geclassificeerd binnen de categorieën: mens, klein object en groot object.
- Het onderscheiden van statische doelen ten opzichte van de normale achtergrond.

4.2 | Ontwerp

De Detectie en Classificatie module verwerkt de aangeleverde data naar detectie van objecten en voert een classificatie van deze gedetecteerde objecten uit. In 4.2.1 worden de overwogen methode voor deze module beschreven. Vervolgens zal in 4.2.2 de implementatie en de daarbij gemaakte keuzes worden toegelicht.

4.2.1 | Methodes

Vanuit de FMCW Signaalverwerking module komt er informatie binnen, waar met behulp van het radius-Doppler spectrogram detectie kan worden gedaan. Als de pieken, qua intensiteit van het signaal, bekeken worden in dit spectrogram. Vanuit deze pieken kunnen de afstand en snelheid waarmee deze gedetecteerde objecten zich bewegen doorgegeven worden om de gedetecteerde objecten nader te bekijken en te classificeren.

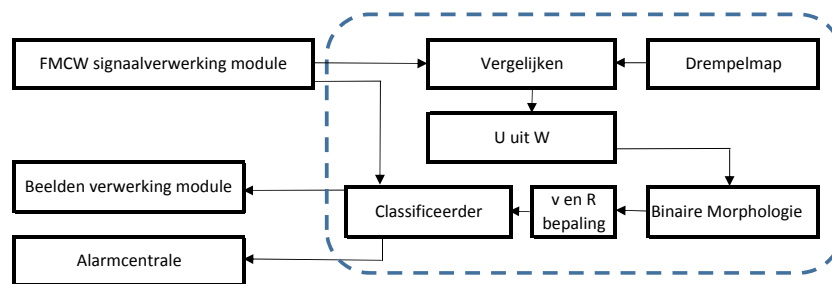
Om deze pieken te onderscheiden kan er gebruik gemaakt worden van een drempelmap waarin de Radar Cross Section (RCS), ruis en clutter meegenomen worden. Dit geeft een map die vergeleken kan worden met het radius-Doppler spectrogram om zo de overschrijdingen te vinden. Om hierin storingen teniet te doen kan er naar W achtereenvolgende plaatjes gekeken worden en enkel als een punt in U van deze plaatjes de drempel overschrijdt te markeren als detectie.

Een andere mogelijkheid is om een adaptieve drempelmap te gebruiken. Een mogelijkheid is een adaptieve drempel op basis van de foute detectie kans, Constant False Alarm Rate (CFAR) [14]. Een Cell-Averaging-CFAR (CA-CFAR) algoritme werkt op basis van het gemiddelde signaal in de omgeving

van het te meten punt om zo een drempel te bepalen die rekening houdt met de cellen in de omgeving en de foute detectie kans [15]. Hierbij worden de cellen direct naast de te bepalen cel genegeerd zodat de reflectie van de te testen cel in de omliggende cellen teniet wordt gedaan. Zo wordt er een drempelmap gegenereerd die per punt een andere waarde heeft en rekening houdt met alle eigenschappen van het spectrogram.

Als er een object gedetecteerd is kan deze geclassificeerd worden, de classificatie van personen is mogelijk doordat het patroon van een mens uniek is op het Doppler-tijd spectrogram. Een mens heeft veel los van elkaar bewegende lichaamsdelen zoals de torso, de benen en de armen. Deze lichaamsdelen hebben verschillende snelheden waardoor deze onderscheiden kunnen worden in het Doppler-tijd spectrogram door het μ Doppler-effect, zolang de snelheid resolutie adequaat is [13].

4.2.2 | Implementatie en gemaakte keuzes



Figuur 4.1: Overzicht van de Detectie en Classificatie module

Voor het detecterende deel van de module wordt er gebruik gemaakt van een drempelmap die vergeleken wordt met het radius-Doppler spectrogram. Er is initieel gekozen voor een adaptieve drempelmap op basis van de CFAR methode. Deze keuze is gebaseerd op het feit dat een adaptieve drempel een geschiktere drempel leek ten opzichte van een vaste drempel. De adaptieve drempel houdt constant rekening met de gemeten situatie en is niet afhankelijk van theoretische eigenschappen zoals de RCS, de ruis en clutter. Deze factoren, die de drempelmap bepalen, worden dan continu meegenomen in de berekening van de drempel. De keuze voor CFAR is nadelig op het gebied van computationele kracht en snelheid van de module. Bij de bepaling van de CFAR-drempelmap moeten voor elk punt de omliggende cellen bekeken worden om daar de desbetreffende drempel bij te berekenen. Dit wordt herhaald voor elk radius-Doppler spectrogram, in plaats van het eenmalig bepalen van een vaste drempelmap voor elk radius-Doppler spectrogram. De keuze voor CFAR is gemaakt omdat de voordelen van een situatie-afhankelijke drempel doorslaggevend waren dan de besparing op computationele kracht.

De implementatie van dit CA-CFAR algoritme is gedaan met de theorie zoals beschreven in appendix C, alleen is er gebruik gemaakt van een twee-dimensionale uitvoering. Het CA-CFAR algoritme bepaalt een drempel voor de cell under test (CUT) op basis van zijn aanliggende cellen. In de twee-dimensionale uitvoering is het CA-CFAR patroon te zien als een rechthoek met guard en aanliggende rechthoeken die gecentreerd zijn in de CUT. Dit CA-CFAR algoritme wordt hierna gebruikt op het radius-Doppler spectrogram om hiervan de drempelmap te maken. Dit had niet het gewenste effect omdat hierin de statische lijn met de objecten zonder snelheid overheersend is en als gevolg de drempel voor het gehele spectrogram aan de hoge kant is.

Aan de hand van deze constatering is de statische bar verwijderd van het radius-Doppler spectrogram en is hierin het gemiddelde signaal geplaatst. Dit had betere resultaten als gevolg maar voldeed nog steeds niet aan de verwachtingen omdat er, ongeacht het schuiven met de parameters in het aantal guard en aanliggende cellen, nooit een goede drempelmap gevonden werd. Dit is verklaard met de volgende redenatie: om een CA-CFAR goed te laten werken moet het totale object zich binnen de guard cellen bevinden. Een lopend mens heeft een dusdanig breed snelheidsspectrum, omdat de benen twee maal de torsosnelheid bereiken, dat dit om een groot CA-CFAR oppervlak gaat. Als het totale snelheidsbereik van deze module bekeken wordt, zie tabel 3.3, is dat ongeveer het bereik wat de guard cellen ook zouden moeten overbruggen. Er blijven na het nemen van dit aantal guard cellen een beperkt aantal aanliggende cellen over om een goede drempelschatting te doen. Als er alleen in de

afstand-richting een één-dimensionaal CA-CFAR algoritme toegepast zou worden heeft dit als gevolg dat een tweede object, als er een tweede object op een grotere afstand aanwezig is, volledig weg zou vallen tegen het, voor de radar, dichtstbijzijnde object. De drempel is dan namelijk bepaald door de bijdrage van het object op kleine afstand. Tevens bevatte de afstandsrichting maar 16 cellen. Dit zijn niet genoeg cellen om voor alle cellen een goede drempel te bepalen.

Het bepalen van de drempelmap met behulp van CA-CFAR kostte meer tijd en computationele kracht dan verwacht en gaf niet de verwachte resultaten. Op basis daarvan is er ook een vaste drempelmap geïmplementeerd. Dit gaf nagenoeg dezelfde resultaten en is een fikse besparing op de rekenkracht. Er is dan ook gekozen om de vaste drempelmap te gebruiken.

De vaste drempelmap is gebaseerd op drie componenten: de RCS-bijdrage, de ruisbijdrage en de clutterbijdrage. De RCS-bijdrage wordt bepaald door de minimale RCS benodigd voor detectie. De ruisbijdrage houdt rekening met de algemene ruis van de module en tot slot dempt de clutterbijdrage de niet gewilde echo's van statische objecten zoals bomen en de grond [16] en de statische objecten zelf.

De drempelmap voor de invloed van de RCS wordt bepaald aan de hand van formule 4.1.

$$P_{Rx} = \frac{P_{Tx} G_{Tx} G_{Rx} \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 R^4} \quad (4.1)$$

Voor elke lineaire sweep is de golflengte λ hetzelfde, dus deze kan als constant worden aangenomen, het uitgezonden vermogen en de antenne gain van de module zijn ook constant [9]. Dit heeft als gevolg dat er een formule overblijft die afhankelijk is van de RCS σ en de radius R . De rest van de parameters worden samengevoegd in de radarconstante C_R , dit levert het volgende verband op:

$$P_{Rx} = C_R \frac{\sigma}{R^4} \quad (4.2)$$

Ook al zijn alle parameters, voor de K-MC1 module, uit formule 4.1 bekend, toch is de radarconstante niet berekend vanuit deze formule. Dit komt omdat er in de radarmodule ook extra versterkers zitten, de geluidskaart van het verwerkingsbordje (ST-100) en de software-instellingen van de laptop invloed hebben op de amplitude van het signaal. Het daadwerkelijk verband, zoals het verzonden vermogen P_{Tx} omgezet wordt naar vermogen in het radius-Doppler domein, wordt aangenomen nog van hetzelfde verband te zijn. Hierin wordt dus aangenomen dat het vermogen P' , wat in het spectrogram te zien is, alleen afhankelijk is van de radius en de RCS en dat er binnen de verdere verwerking via de ST-100 en de computer geen componenten zitten die afhankelijk zijn van de radius of de RCS. Dit geeft formule 4.3.

$$P' = C'_R \frac{\sigma}{R^4} \quad (4.3)$$

De radarconstante C'_R is bepaald vanuit een meting van dezelfde persoon, waarbij de RCS van de torso van deze persoon op één genomen is. Als het vermogen op verschillende afstanden bekeken wordt kan hieruit een goede schatting van de radarconstante gemaakt worden. Als de gevonden radarconstante en de RCS-drempel D_σ worden genomen, welke geijkt is op de mens met een RCS van één, want de RCS is lineair afhankelijk, geeft dit een goede schatting voor de gehele RCS-drempelmap. De gevonden C'_R naar aanleiding van deze meting is 20 dB. De hierbij genomen RCS drempel is bepaald op 0.01 m² dit is voldoende om kleine objecten te filteren van detectie. De RCS-drempelmap $D_{RCS_{2D}}[k, p]$ wordt samengesteld aan de hand van de opgegeven RCS-drempel D_σ en de radarconstante C'_R , zie formule 4.4.

$$D_{RCS_{2D}}[k, p] = C'_R \frac{D_\sigma}{(k \Delta R)^4} \quad (4.4)$$

De radarmodule heeft in het algemeen een bepaalde ruis, de ruis zorgt ervoor dat er altijd signaal aanwezig is. De ruisdrempelmap compenseert voor de ruis zoals dit in de gehele spectrogram aanwezig is. De ruisdrempel D_{ruis} van de ruisdrempelmap $D_{Ruis_{2D}}[k, p]$ is gekozen aan de hand van de gemiddelde ruis plus tweemaal de standaarddeviatie. De ruis wordt hierbij gaussisch verondersteld. Dit is per punt berekend aan de hand van een loze meting zonder bewegende objecten met de K-MC1 module. De keuze om er tweemaal de standaarddeviatie bij op te tellen is zodat niet elke ruispiek als een object te voorschijn komt. De statische as is hierin genegeerd omdat er reflecties van de statische objecten afkomstig zijn en het hier dus niet over ruis gaat. Dit gaf een ruisdrempel D_{ruis} van -45 dB. De ruisdrempelmap is dan ook van de vorm van formule 4.5.

$$D_{\text{Ruis}_{2D}}[k, p] = D_{\text{ruis}} \quad (4.5)$$

Clutter is een fenomeen dat er echo's van de grond of andere statische objecten te voorschijn komen in je radarspectrogram [16]. Dit gebeurt niet alleen op de statische as omdat statische objecten door de vensterfunctie ook in nabijgelegen bins te zien zijn. Het is dus niet te zeggen of er op kleine snelheden het ook daadwerkelijk om langzaam bewegende objecten gaat. Deze clutter kan dus voor grote signalen zorgen die zich niet op de statische as bevinden. De maximale cluttersnelheid $\pm \Delta v_{cd}$ geeft het snelheidsbereik aan waarop deze echo's verwacht worden. Voor de implementatie is er gekozen om met de clutterdrempelmap $D_{\text{Clutter}_{2D}}[k, p]$ ook de statische objecten een drempel te geven. Deze keuze is gemaakt omdat bij bewegende objecten classificatie van mensen mogelijk is met behulp van het Doppler-tijd spectrogram. Dit is niet het geval bij statische objecten. Verder om op de bestemming te komen moet de persoon zich verplaatsen en is detectie en classificatie mogelijk als ze op weg zijn naar het spoor. Ook is de radiusresolutie dusdanig klein dat het onmogelijk is om objecten te onderscheiden tussen de verschillende statische objecten zoals de grond. De clutterdrempelmap geeft dus een minimale clutterdrempel D_{clut} aan het signaal op de statische as en de snelheden hieromheen.

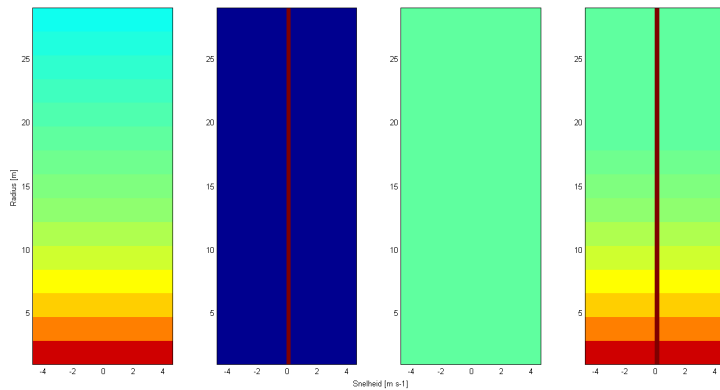
Aan de hand van de cluttersnelheid Δv_{cd} en de clutterdrempel D_{clut} wordt de clutterdrempelmap gevormd. De cluttersnelheid Δv_{cd} is gekozen op $0,1 \text{ m s}^{-1}$ aangezien de spectral leakage door de vensterfunctie overeenkomt met 1 bin wat correspondeert met $0,1 \text{ m s}^{-1}$. Ook wordt deze module binnen gebruikt en wordt er verwacht dat er verder weinig clutter is van de omgeving. De clutterdrempel D_{clut} is gesteld op 20 dB omdat deze waarde hoger ligt dan het uitgezonden vermogen van de radar module, dit heeft als gevolg dat er geen drempeloverschrijdingen plaatsvinden rond de statische as. Dit geeft de volgende clutterdrempelmap

$$D_{\text{Clutter}_{2D}}[k, p] = \begin{cases} D_{clut} & \frac{L}{2} - \left\lceil \frac{\Delta v_{cd}}{\Delta v} \right\rceil < p < \frac{L}{2} + \left\lceil \frac{\Delta v_{cd}}{\Delta v} \right\rceil \\ 0 & \text{overig} \end{cases} \quad (4.6)$$

De drie eerder beschreven mappen, de RCS-drempelmap, de clutterdrempelmap en de ruisdrempelmap, worden los van elkaar bekeken en op elk punt in het radius-Doppler spectrum wordt het maximum van deze drie genomen, zie formule 4.7. Dit heeft de uiteindelijke drempelmap $D_{B_{2D}}[k, p]$ als uitkomst.

$$D_{B_{2D}}[k, p] = \max(D_{\text{Clutter}_{2D}}[k, p], D_{\text{Ruis}_{2D}}[k, p], D_{\text{RCS}_{2D}}[k, p]) \quad (4.7)$$

De losse mappen en de gecreëerde map zijn te zien in figuur 4.2. Dit geeft als input parameters voor de drempelmap $D_{B_{2D}}[k, p]$: de ruisdrempel, de clutterdrempel, de cluttersnelheid, de RCS-drempel en de radarconstante.



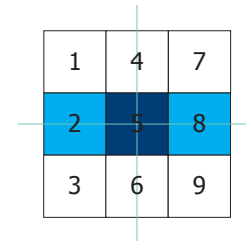
Figuur 4.2: Van links naar rechts: de RCS-, de clutter-, en de ruisdrempelmap gevolgd door de totale drempelmap.

Voor de bepaling of er objecten zijn in het radius-Doppler spectrogram wordt het radius-Doppler spectrogram vergeleken met de drempelmap, zie formule 4.8. Dit levert de overschrijdingsmatrix $S_{O_{2D}}[k, p]$ op.

$$S_{O_{2D}}[k, p] = S_{B_{2D}}[k, p] > D_{B_{2D}}[k, p] \quad (4.8)$$

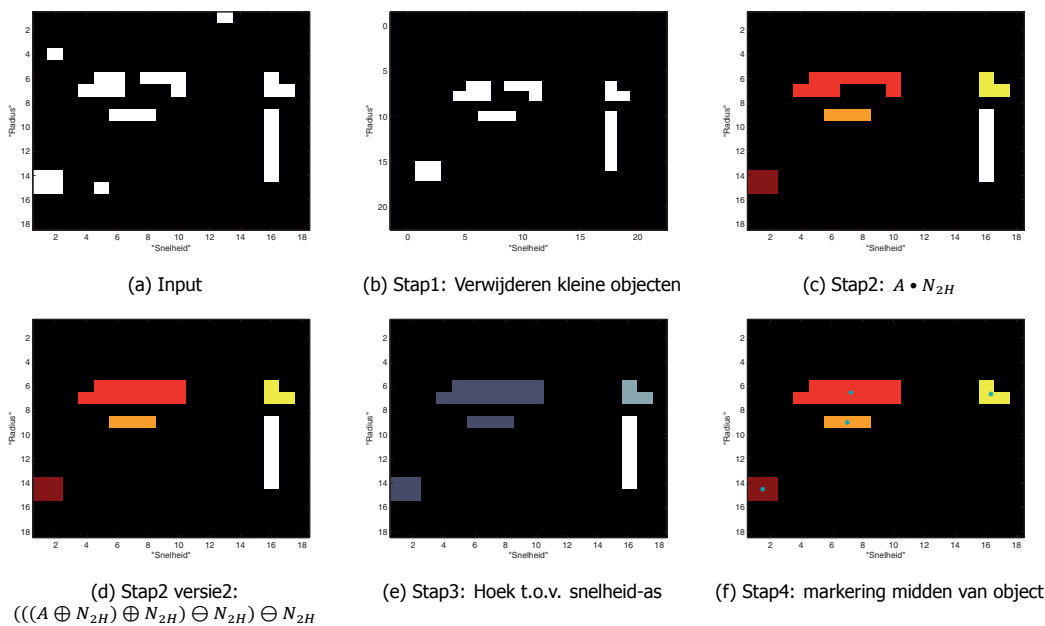
Vervolgens worden achtereenvolgens W van deze overschrijdingsmatrices opgesteld. Als er in U van deze W overschrijdingsmatrices een overschrijding van de drempel plaats vindt, wordt dat punt gemarkeerd in de detectiematrix $S_{D_{2D}}[k, p]$.

Deze detectiematrix wordt doorgegeven om de verschillende objecten te markeren, maar bevat nog te veel losse markeringen. Om dat op te lossen wordt er gebruik gemaakt van binaire morfologie, zie appendix D. Weergeven in figuur 4.4a is een visualisatie van hoe de detectiematrix er uit zou kunnen zien. Als eerste stap worden detecties met een klein visueel oppervlak verwijderd, te zien in figuur 4.4b, omdat aangenomen wordt dat deze veroorzaakt worden door ruis. In deze stap wordt er ook een rand met nullen toegevoegd om de ruimte te geven voor volgende dilatiestappen. Om nabijgelegen objecten aan elkaar te koppelen dient er een sluiting gedaan te worden. Aangezien een lopend mens meerdere snelheden heeft vanwege het μ Doppler-effect en zich niet op twee afstanden tegelijk kan begeven is de keus gemaakt de sluiting enkel in de richting van de snelheid as uit te voeren. In figuur 4.3 is het gebruikte structurelement N_{2H} weergegeven. Na de sluiting en het verwijderen van de rand zijn nog niet alle nabijgelegen objecten met elkaar verbonden, zoals te zien in figuur 4.4c. Om dat op te lossen wordt een sluiting met tweemaal zo groot bereik uitgevoerd, door eerst tweemaal te dileren en daarna tweemaal te eroderen, wat figuur 4.4d tot resultaat heeft. In deze twee figuren zijn de gedetecteerde losse objecten voorzien van een label, gevisualiseerd met een verschillende kleur.



Figuur 4.3: Horizontaal structurelement N_{2H}

Van de gedetecteerde objecten is de witte erg bijzonder. Deze heeft een constante snelheid maar bevindt zich op meerdere afstanden en kan dus onmogelijk een mens zijn. Daarom wordt er ook gekeken naar de hoek die het object maakt met de snelheid as, weergegeven in figuur 4.4e. Hoe lichter de kleur, hoe groter de hoek ten opzichte van de snelheid as. Objecten met een te grote hoek worden verwijderd, waarna snelheid en afstand van de resterende gelabelde objecten bepaald wordt, deze zijn gemarkeerd met een turquoise sterretje in figuur 4.4f.



Figuur 4.4: Visualisatie van de verwerking van de detectiematrix tot blokken

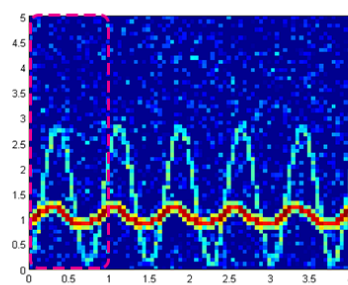
Van deze gedetecteerde blokken wordt de radius R_d , de snelheid v_d en de tijd $t_{d_{min}}$ tot $t_{d_{max}}$ waarin het object zich op deze afstand bevond discreet opgeslagen.

Vanuit de projectbeschrijving wordt er aangenomen dat er al een goed classificatie-algoritme beschikbaar is. Echter wordt er een basis classificatie-algoritme geïmplementeerd voor het prototype. De keus is gemaakt om gebruik te maken van twee eigenschappen die de mens heeft in het Doppler-tijd spectrogram. De torso is het deel van de mens dat het sterkst gereflecteerd wordt. De gemiddelde

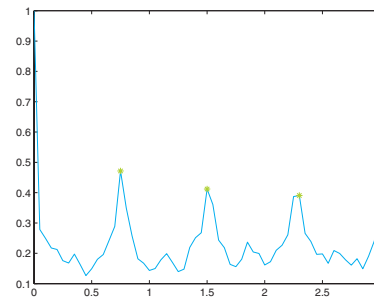
snelheid van de torso moet tussen de halve en twee m s^{-1} liggen om de snelheid overeen te laten komen met de snelheid van een lopend mens. Verder heeft de mens een herhalend patroon in het spectrogram van de lopende beweging. Elke stap produceert namelijk hetzelfde spectrogrambeeld. De frequentie van deze beweging wordt geanalyseerd en als deze zich tussen de één en twee Hz bevindt komt dit overeen met de frequentie van een lopend mens [17]. Voor de bepaling van de frequentie van het patroon wordt er gebruik gemaakt van de convolutie in het Doppler-tijd spectrogram op afstand R_d .

In dit Doppler-tijd spectrogram wordt er gekeken op het tijdsinterval, $t_{d_{min}}$ tot $t_{d_{max}}$, dat het object op deze afstand R_d gedetecteerd is. Het eerste deel van het gesimuleerde Doppler-tijd spectrogram, zie figuur 4.5a, wordt over de rest van het gesimuleerde Doppler-tijd spectrogram heen geschoven. Hiervan wordt de convolutie met het totale Doppler-tijd spectrogram berekend, zie formule 4.9. Dit geeft pieken in de convolutie, zie figuur 4.5b, als het patroon overeenkomsten gaat vertonen en de loopcyclus zich opnieuw vertoont.

$$C[\tau_c, R_d] = \sum_{n=t_{d_{min}}}^{t_{d_{min}} + \left\lceil \frac{1}{\Delta\tau_{OL}} \right\rceil} \sum_{p=v_0}^{v_1} |S_{B_{3D}}[R_d, p, n]| |S_{B_{3D}}[R_d, p, n + \tau_c]| \quad (4.9)$$



(a) Doppler-tijd spectrogram met het te convolueren deel gemarkeerd



(b) Gevonden convolutie

Figuur 4.5: Doppler-tijd spectrogram met de hieruit gevonden convolutie

Allereerst wordt de absolute waarde van de matrix $S_{B_{3D}}[k, p, \tau]$ genomen dit levert de matrix $|S_{B_{3D}}[k, p, \tau]|$ op. Dit is nodig omdat de spectrogrammatrix $S_{B_{3D}}[k, p, \tau]$ complexe getallen bevat en voor de convolutie wordt er gebruik gemaakt van de absolute waarde.

Afhankelijk van de snelheid v_d van het gedetecteerde object wordt het overeenkomstige deel van het Doppler-tijd spectrogram bekeken, dit komt overeen met de positieve of negatieve snelheid. De reden voor deze scheiding is gebaseerd op de situatie dat er twee personen in tegengestelde richting kunnen lopen en elkaar kruisen. De convolutie heeft dan niet de mogelijkheid om de twee loopcycli mee te nemen en hieruit de verkeerde frequentieschatting te maken. Dit zou tot gevolg hebben dat twee personen als geen persoon geïdentificeerd worden. Verder is het verwerken van de helft van het Doppler-tijd spectrogram computationeel minder intensief, wat versnelling van de classificatie oplevert. Het teken van v_d bepaalt de waarden van v_0 en v_1 in formule 4.9. Voor een $v_d < \frac{L}{2}$ worden dit $v_0 = 0$ en $v_1 = \frac{L}{2} - \left\lceil \frac{\Delta v_{cd}}{\Delta v} \right\rceil$, voor $v_d > \frac{L}{2}$ geeft dit $v_0 = \frac{L}{2} + \left\lceil \frac{\Delta v_{cd}}{\Delta v} \right\rceil$ en $v_1 = L$.

De grootte van het gemarkeerde deel in figuur 4.5a is altijd één seconde. De keuze voor deze seconde komt voort uit de loopcyclus van de mens, deze is minimaal één Hz wat correspondeert met één seconde. Deze seconde is discreet gelijk aan $\left\lceil \frac{1}{\Delta\tau_{OL}} \right\rceil$. Dit resulteert in het referentiespectrogram in de tijd dat loopt van $t_{d_{min}}$ tot $t_{d_{min}} + \left\lceil \frac{1}{\Delta\tau_{OL}} \right\rceil$.

Verder is, in formule 4.9, de verschuiving over het spectrogram gemodelleerd met τ_c . Dit geeft een τ_c van $0 \leq \tau_c \leq t_{d_{max}} - t_{d_{min}} - \left\lceil \frac{1}{\Delta\tau_{OL}} \right\rceil$. Om de convolutie te krijgen wordt τ_c doorlopen en in formule 4.9 ingevuld.

Hierna worden de pieken in de convolutie gedetecteerd en het tijdsverschil tussen deze pieken bepaald. Aan de hand van het gemiddelde tijdsverschil tussen deze pieken wordt de frequentie f_d waarop het patroon zich herhaald bepaald.

Aan de hand van de frequentie f_d in het Doppler-tijd spectrogram en de eerder gedetecteerde snelheid v_d van het object, wat de snelheid van de torso zou moeten zijn, wordt de conclusie getrokken of het daadwerkelijk om een mens gaat.

De totale implementatie, zoals deze beschreven is, levert voor de Detectie en Classificatie module het volledige overzicht op wat te zien is in figuur 4.1.

4.3 | Evaluatie

Bij de evaluatie van deze module wordt er gebruikt gemaakt van dezelfde meting als bij de FMCW Signaalverwerking module, zoals te vinden in paragraaf 3.3. Het betreft dus wederom twee personen die in tegengestelde richting lopen ten opzichte van de radar module. De instelling van de K-MC1 module en de FMCW Signaalverwerking module zijn te vinden in tabel 3.2. De instelling van de Detectie en Classificatie module zijn te vinden in tabel 4.1.

Tabel 4.1: Parameter instellingen van de Detectie en Classificatie module voor de evaluatie van de K-MC1 module

Parameter	Waarde
Ruisdrempel D_{ruis} (dB)	-45
Clutterdrempel D_{clut} (dB)	20
Cluttersnelheid Δv_{cd} ($m s^{-1}$)	0,1
RCS-drempel D_{σ} (m^2)	0,01
Radarconstante C'_r (dB)	20
	U
	3
	W
	5

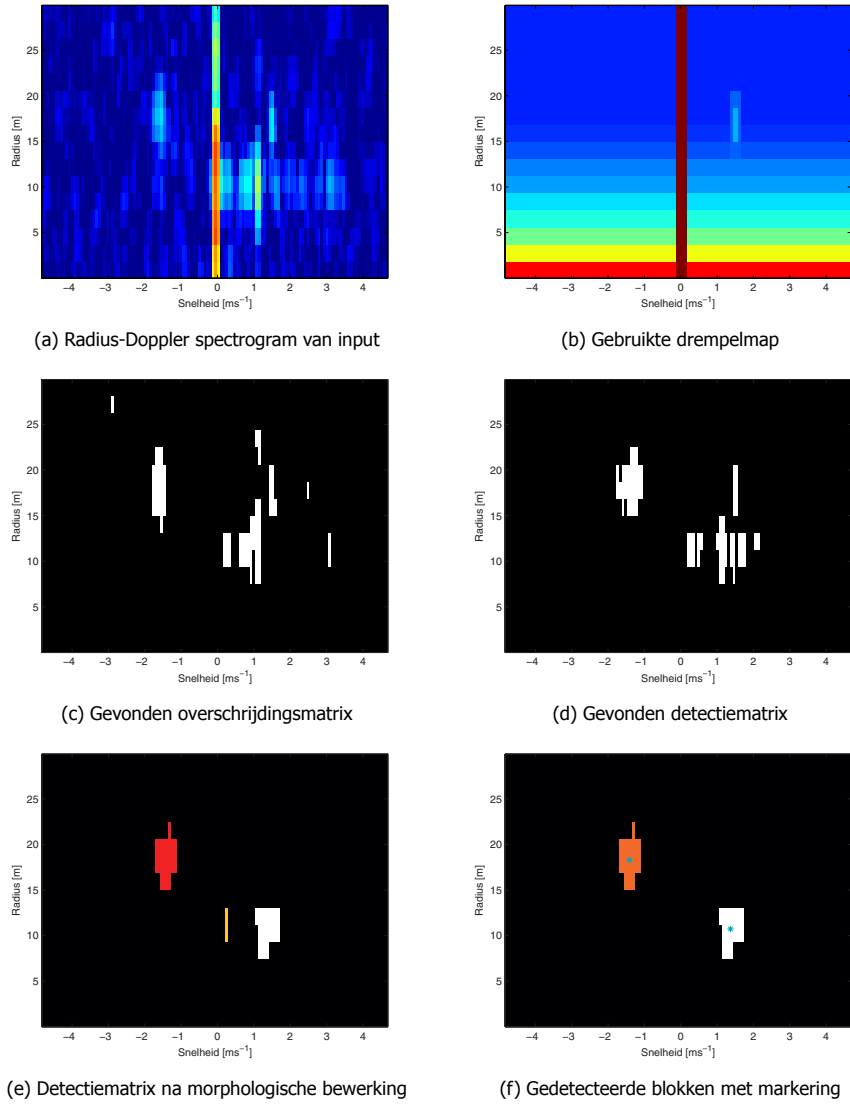
In figuur 4.6b is de gebruikte drempelmap aan de hand van de parameters van tabel 4.1 getoond. Hierin is nog een extra drempel toegevoegd die het artefact (genoemd in paragraaf 3.3) wegdrempelt. De resulterende overschrijdingsmatrix $S_{O_{2D}}[k, p]$ wordt met 'minimaal 3 uit 5' omgezet in de detectiematrix $S_{D_{2D}}[k, p]$, te zien in figuren 4.6c en 4.6d. In figuur 4.6e is te zien dat alle losse objecten goed met elkaar verbonden worden. Er bleven wel vaak verticale strepen zichtbaar. Dit is opgelost door nog één extra erosiestap met N_{2H} te doen. Dit bleek geen negatieve invloed te hebben op daadwerkelijk aanwezige objecten, de aanwezige objecten hadden altijd nog een extra blok ernaast. Mochten er nog onverhoopt van deze verticale strepen overblijven, zoals in figuur 4.6e het geval is, worden deze door de hoekdetectie alsnog verwijderd. De uiteindelijk gedetecteerde blokken zijn in figuur 4.6f gemarkeerd met een turquoise sterretje.

Af en toe bleek er zich nog een probleem voor te doen, namelijk wanneer twee objecten in de detectiematrix dicht bij de $0 m s^{-1}$ as komen worden deze door de sluiting onterecht aan elkaar gekoppeld. Deze situatie is weergegeven in figuren 4.7a en 4.7b. Dit is opgelost door, vóór labels aan de blokken toe te kennen, eerst de $0 m s^{-1}$ as leeg te maken, wat het resultaat in figuur 4.7c oplevert.

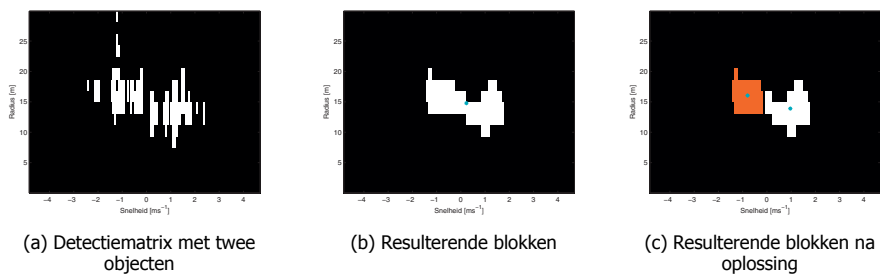
Door alle gedetecteerde radii te groeperen op $v > 0$ en $v < 0$ en tegen de tijd te plotten wordt figuur 4.8 verkregen. Hierin is duidelijk een verband te zien tussen de tijd en de gedetecteerde radius. Door afgelegde punten te verwijderen en naar het verband te kijken kan een radius voor een gedetecteerd object bepaald worden om door te geven aan de classificatie module.

Aan de classificatie wordt het Doppler-tijd spectrogram doorgegeven op de bepaalde radius, de classificatie resultaten van de persoon met de positieve snelheid zijn te vinden in figuur 4.9. In figuur 4.9a is het doorgegeven spectrogram te zien. Het gemarkeerde deel wordt geconvolveerd met de rest van het spectrogram. In figuur 4.9b is deze convolutie te zien. Na piekdetectie in figuur 4.9b en het middelen van de tijd tussen pieken volgt hier een frequentie f_d van 1,83 Hz uit. Dit object wordt, aan de hand van de gedetecteerde snelheid $v_d = 1,4 m s^{-1}$ en de herhaalfrequentie $f_d = 1,83 Hz$, geclassificeerd als mens.

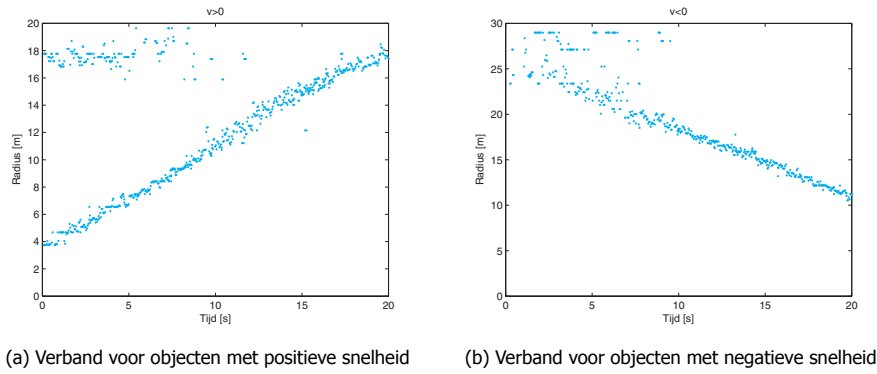
Er is ook een meting gedaan waarin een radarreflector op een stoel zich richting de radar bewoog. Deze meting is gedaan om te kijken wat er voor frequentie zo'n object in het Doppler-tijd spectrogram zou hebben. In figuur 4.10a is het Doppler-tijd spectrogram te zien en het geconvolveerde deel. In



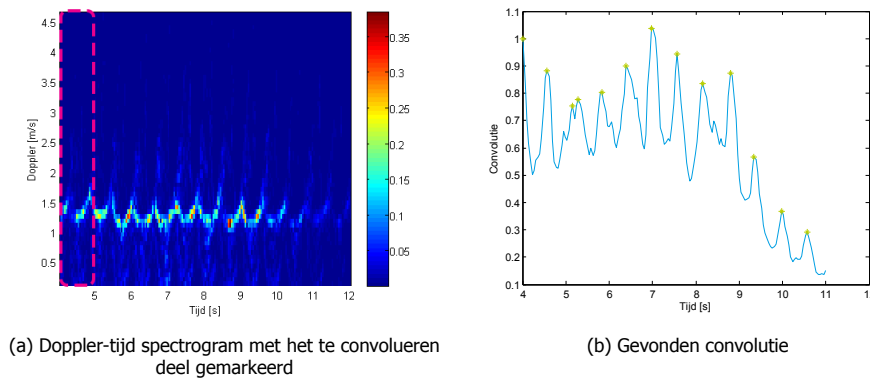
Figuur 4.6: Evaluatie van de detectiemodule

Figuur 4.7: Twee objecten in de detectiematrix dicht bij de 0 m s^{-1} as

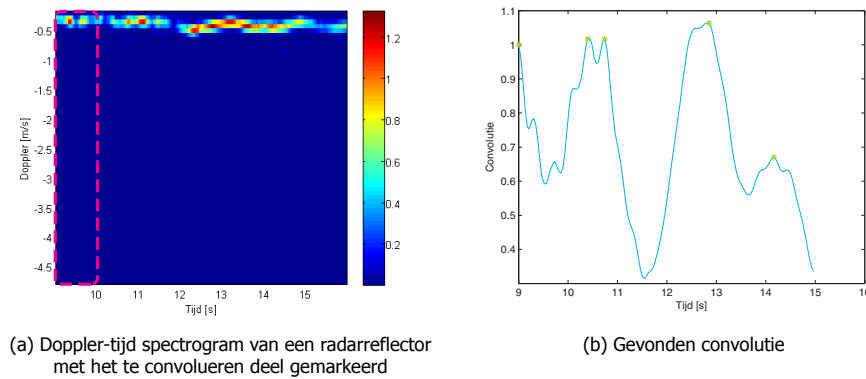
figuur 4.10b is de convolutie te vinden van het in figuur 4.10a weergegeven spectrogram. De gevonden frequentie f_d is 0.78 Hz. Dit heeft als gevolg dat de reflector niet geïdentificeerd wordt als een mens.



Figuur 4.8: Radius van gedetecteerde blokken tegen de tijd uitgezet



Figuur 4.9: Doppler-tijd spectrogram met de hieruit gevonden convolutie



Figuur 4.10: Doppler-tijd spectrogram met de hieruit gevonden convolutie

4.4 | Conclusie

Hieronder zal voor de vier gestelde eisen in paragraaf 4.1 een conclusie getrokken worden.

Uit de spectrogrammen kunnen objecten gedetecteerd worden.

In figuur 4.6 is te zien dat er aan de hand van de drempelmap detectie wordt uitgevoerd. Deze objecten voldoen aan de eis van de minimaal ingestelde RCS- en ruisdrempel en hebben door toepassing van morfologie ook een breed snelheidsspectrum. Er worden dus bewegende objecten gedetecteerd met behulp van het radius-Doppler spectrogram. Statische objecten worden door de clutterbijdrage van de drempelmap genegeerd. Verder wordt niet elk object constant gedetecteerd, maar dit is geen probleem omdat er elke 42 ms een nieuwe meting klaar is om door de detectiemodule verwerkt te worden en er gekeken wordt naar het radius-tijd verband van gedetecteerde objecten.

Van de gedetecteerde objecten de snelheid en afstand bepalen.

Van de objecten die gedetecteerd worden, worden de snelheid en afstand tot de radar bepaald. Aan de hand van de gedetecteerde afstand wordt het Doppler-tijd spectrogram geproduceerd voor de classificatie. Verder wordt ook de snelheid, wat een eis voor de classificatie is, goed doorgegeven. In de verschillende tests gaat dit goed en er kan ook geconcludeerd worden dat aan deze eis voldaan is.

De gedetecteerde objecten worden geclassificeerd binnen de categorieën: mens, klein object en groot object.

Als gevolg van de vaste drempel en het enkel doorgeven van brede objecten worden niet alle gedetecteerde objecten doorgegeven. De objecten die geclassificeerd worden, worden alleen geclassificeerd in de categorieën mens of geen mens. Er is door de scheiding van brede objecten en de RCS drempel wel een soort van scheiding tussen kleine en grote objecten maar niet door middel van het classificatie deel. Aan deze eis wordt dus deels voldaan door de onderscheiding tussen mensen en andere objecten te maken. Aan het deel van de eis die het classificeren van grote en kleine objecten definieert wordt niet voldaan.

Het onderscheiden van statische doelen ten opzichte van de normale achtergrond.

Aan de eis voor het detecteren van statische doelen is geen aandacht besteed doordat over de hele statische as een clutterbijdrage voor de drempelmap ligt die niet overschreden wordt. Het onderscheiden van deze statische doelen is dus ook in zijn geheel niet geïmplementeerd. Er wordt dus niet aan deze eis voldaan.

5

Aanpassingen naar KOR-001 Module

In dit hoofdstuk zal besproken worden welke aanpassingen aan de FMCW Signaalverwerking module en de Detectie en Classificatie module nodig waren om deze geschikt te maken voor de KOR-001 radarmodule. Dit hoofdstuk is opgesplitst in de aanpassingen aan de FMCW Signaalverwerking module in paragraaf 5.1 en de detectie en classificatie module in paragraaf 5.2.

5.1 | FMCW signaalverwerking module

5.1.1 | Theoretische aanpassingen

Zoals genoemd in paragraaf 3.2.2 zou het mogelijk moeten zijn om ook met de KOR-001 gebruik te maken van Fast-Ramp-FMCW. Echter is er met het ontwerp van het prototype geen gebruik gemaakt van de no-dwell mode van de KOR-001, waardoor het enkel mogelijk was om deze aan te sturen met Triangular-Fast-Ramp-FMCW. Daar kwam pas laat in het ontwerpproces data van beschikbaar, waardoor het algoritme enkel gebruik maakt van de omhooggaande sweeps en het theoretisch vergelijkbaar blijft met de zaagtandvariant van Fast-Ramp-FMCW. Deze keuze is gemaakt omdat dit minder aanpassingen aan het algoritme teweeg bracht.

Doordat het stuursignaal nu driehoeksvormig is geldt er nu dat $T_R = 2T_{UR}$. Verder heeft de KOR-001 module geen vaste bandbreedte, maar kan de sweepsnelheid ingesteld worden. De sweepsnelheid is de verhouding tussen de bandbreedte en de sweeptijd B/T_{UR} . Verder is een geavanceerdere ADC beschikbaar in deze hardware-opstelling. De parameters staan vermeld in tabel 5.1.

Tabel 5.1: Parameters van de gebruikte hardware

Parameter	Waarde
Startfrequentie f_0 (GHz)	24,0
Samplingfrequentie f_s (MHz)	6,0
Sweepsnelheid B/T_{UR} (GHz s ⁻¹)	250
Benodigde Q versterking Q_{gain}	Onbekend
I/Q faseverschil φ_{IQ} (°)	Onbekend

Door uit te gaan van een sweeptijd van $T_{UR} = 100 \mu\text{s}$ en de vensterlengte $L = 400$ levert dit de specificaties in tabel 5.2 op. Vanwege de hoge samplingfrequentie en beperkte geheugenbuffer van de hardware moet de buffer eens in de zoveel tijd weggeschreven worden. In de tijd dat dit gebeurt gaan er een aantal samples verloren, waardoor er geen gebruik van overlap gemaakt kan worden. Het aantal samples per sweep komt neer op exact $T_{UR} f_s = 600$ samples. Omdat het maximale bereik nu veel groter is moeten daarvan minimaal 72 samples genegeerd worden en blijven er slechts 528 over. De vensterlengte is dan ook gekozen op $N = 512$.

Ook nu is het belangrijk om te kijken of de aanname van de invloed van formule 3.10 verwaarloosbaar is. Wanneer de waarden van tabel 5.2 ingevuld worden levert dat de waarde 0,21 op, wat

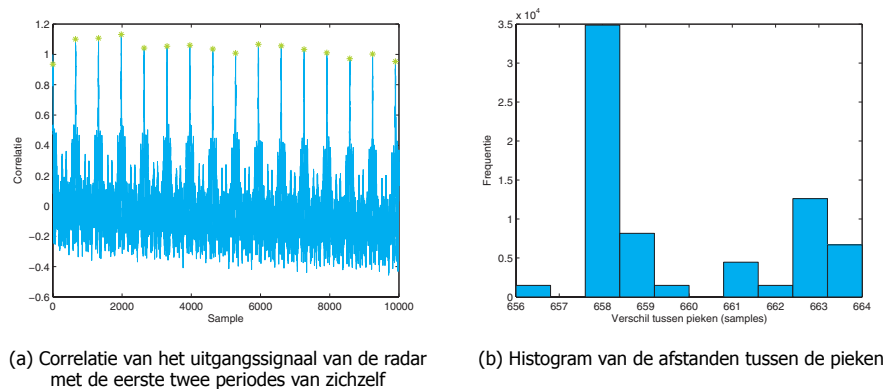
Tabel 5.2: Resulterende specificaties aan de hand van tabel 5.1, $T_R = 100 \mu\text{s}$, $L = 400$ en $OL = 0\%$

Specificatie	Waarde
Maximale beatfrequentie $f_{B,max}$ (MHz)	3,0
Bandbreedte B (MHz)	25,0
Maximale radius R_{max} (km)	1,8
Theoretische radiusresolutie ΔR (m)	6,00
Maximale snelheid v_{max} (m s^{-1})	15,6
Snelheidsresolutie Δv (m s^{-1})	0,0781
Minimaal genegeerde samples n_{min}	72
Tijdsresolutie $\Delta\tau$ (s)	0,080

betekent dat de aanname nog steeds van toepassing is. Wanneer de formule 3.11 ingevuld wordt met deze parameters, wordt $\Delta R = 7,03$ verkregen, wat ook de breedte van één k-bin is omdat er geen zero-padding toegepast hoeft te worden om een FFT uit te kunnen voeren.

5.1.2 | Praktische aanpassingen

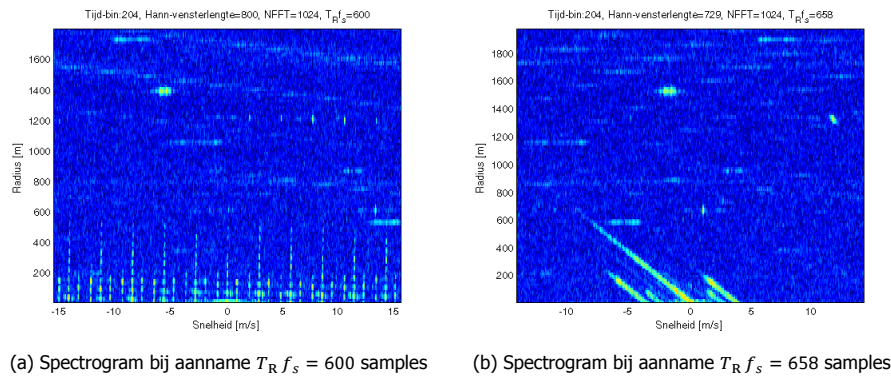
De beschikbare meetdata met de KOR-001 is opgenomen met $T_R = 100 \mu\text{s}$ in plaats van $T_{UR} = 100 \mu\text{s}$, waardoor $T_{UR} f_s = 300$ samples. Dit levert een $N = 200$ samples op. Dit heeft als enige complicatie dat de bandbreedte halveert en daarmee ook de theoretische radiusresolutie, de rest van de specificaties blijven onveranderd. De segmentatie van de binnenkomende data is bij de KOR-001 een stuk lastiger, aangezien er geen duidelijke transiënten meer aanwezig zijn in het signaal. De eerste stap is de punten vinden waar de buffer weggeschreven wordt. Dit is eenvoudig te doen aangezien de lengte van de buffer bekend is. In overleg met de hardware groep voegen zij telkens aan het begin van een nieuwe bufferlengte een 1 aan het signaal toe. Omdat de maximale amplitude van het radarsignaal veel kleiner is, zijn deze pieken goed te detecteren. Daarna moet de aanzet van de eerste omhooggaande frequentiesweep gedetecteerd worden, dit om te conformeren dat de sweep-repetitietijd daadwerkelijk T_R is. Omdat het uitgangssignaal van de radar een bij benadering periodiek signaal zou moeten vormen, met periodetijd T_R worden er twee van deze perioden gepakt en gecorreleerd met de rest van het signaal. Dat levert een grafiek op zoals te zien in figuur 5.1a. Door het afstandsverschil van een groot aantal pieken te bekijken (en enkele grote uitschieters te verwijderen) ontstaat het histogram zoals te zien in figuur 5.1b. Het mag hieruit in één oogopslag duidelijk zijn dat de repetitietijd $T_R f_s \neq 600$ samples.



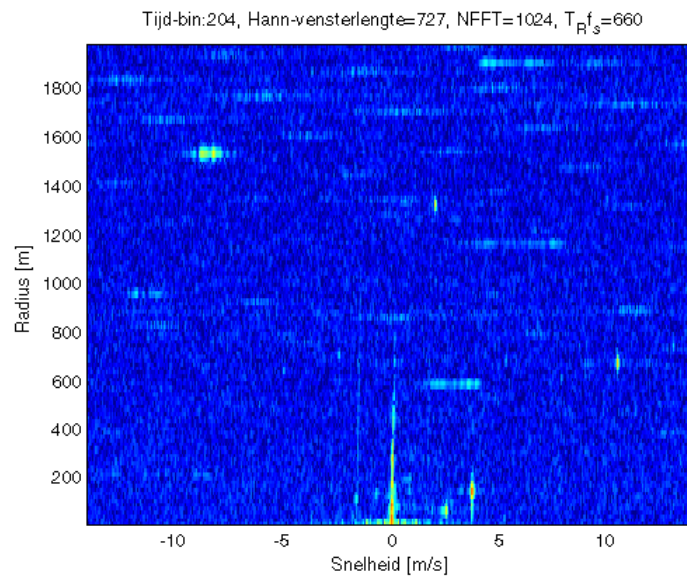
Figuur 5.1: Periodedetectie uitgangssignaal KOR-001

Dat $T_R f_s \neq 600$ samples wordt ook bevestigd wanneer naar het spectrogram gekeken wordt, zoals te zien in figuur 5.2a. Er is weinig concreets te zien, afgezien van een herhalend patroon en een aantal schuine lijnen. Het histogram doet sterk vermoeden dat de juiste instelling $T_R f_s = 658$ samples zou moeten zijn, het spectrogram hiervan is te zien in figuur 5.2b. het lijkt in de buurt te komen van de correcte waarde maar is het nog niet. In figuur 5.3 is het spectrogram voor $T_R f_s = 660$ samples te zien, wat wel de juiste parameter blijkt te zijn.

De meetopstelling bestond uit een trambaan met een fietser die een radarreflector op de bagage-



Figuur 5.2: Radius-Doppler spectrogrammen van de KOR-001



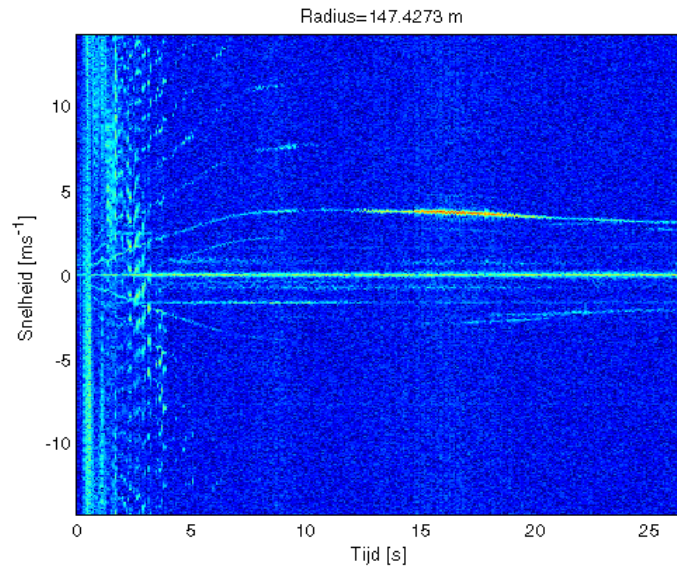
Figuur 5.3: Radius-Doppler spectrogram van de KOR-001 bij aanname $T_R f_s = 660$ samples

drager vasthield en van de radar wegfietste. De fietser is in figuur 5.3 te zien op $3,7 \text{ m s}^{-1}$ en ongeveer 150 m als één enkele piek. Verder is er de clutter van statische objecten te zien, tot ongeveer 600 m. Hier kan mogelijk uit geconcludeerd worden dat 600 m de maximale meetradius van de KOR-001 is aan de hand van het verzonden vermogen en ruisniveau, maar het zou ook kunnen dat de radarbeam op die afstand de grond niet meer raakt. Verder is er nog een sterk artefact op 1550 m te zien, waarvan de oorsprong onduidelijk is. Ook op enkele andere frequenties zijn er zwakkere artefacten te zien. Wanneer gekeken wordt naar het Doppler-tijd spectrogram in figuur 5.4 is te zien dat de fietser zich rond 17 s op een radius van ongeveer 150 m bevond met een snelheid van $3,7 \text{ m s}^{-1}$, overeenkomstig met figuur 5.3.

5.2 | Detectie en Classificatie module

De eerste stap in het aanpassen van de Detectie en Classificatie module is de nieuwe implementatie van de drempelmap. De input parameters zijn, zoals beschreven in hoofdstuk 4: de ruisdrempel, de clutterdrempel, de cluttersnelheid, de RCS-drempel en de radarconstante.

Voor de ruisdrempelmap geeft dit, na het analyseren van de radius-Doppler spectrogrammen een ruisdrempel van -15 dB . De signaalsterkte op de statische as is niet hoger dan 43 dB , hierop is de clutterdrempel dan ook gebaseerd. Dit geeft een clutterdrempel van 50 dB . In het spectrogram zijn lichtelijk clutter verschijnselen te zien tot een snelheid van $0,3 \text{ m s}^{-1}$. De cluttersnelheid is dan ook bepaald op $0,5 \text{ m s}^{-1}$. Dit geeft de parameters zoals in tabel 5.3.



Figuur 5.4: Doppler-tijd spectrogram van de KOR-001 bij aanname $T_R f_s = 660$ samples

Tabel 5.3: Parameter instellingen van de Detectie en Classificatie module voor de KOR-001 radarmodule

Parameter	Waarde
Ruisdrempel D_{ruis} (dB)	-15
Clutterdrempel D_{clut} (dB)	40
Cluttersnelheid Δv_{cd} ($m s^{-1}$)	0,5

Wegens tijdgebrek is er geen tijd geweest om deze module verder aan te passen aan de KOR-001 radarmodule. De stappen die nog voorhanden zijn worden hieronder toegelicht. De RCS-drempel en de radarconstante zouden uit een referentie meting bepaald moeten worden zodat de vaste drempelmap gegenereerd kan worden. Opvolgend aan het opstellen van de drempelmap zal er gekeken moeten worden naar welke waarde van U en W geschikt zijn zodat de data die door dit deel heen komt representatief is voor de situatie. Hierna zal binnen de morfologie het venster en het aantal stappen in erosie en dilatie aangepast moeten worden zodat de module de gewenste effecten heeft, qua detectie, en hieruit de bepaling van de radius, de snelheid en de tijdsinterval mogelijk is. Hierna zou het classificatiedeel de Doppler-tijd spectrogrammen zonder problemen moeten kunnen verwerken.

6

Beelden Verwerking module

In dit hoofdstuk zal de Beelden Verwerking module besproken worden. In paragraaf 6.1 zullen de eisen aan de module toegelicht worden. Vervolgens zal in paragraaf 6.2 het ontwerpproces worden toegelicht aan de hand van de methode, de theorie en de implementatie. Hierna zal in paragraaf 6.3 de Beelden Verwerking module geëvalueerd worden aan de hand van zelf verzamelde data. Tot slot zal in paragraaf 6.4 de conclusie getrokken worden over de module aan de hand van de eerder gestelde eisen in paragraaf 6.1.

6.1 | Eisen

Er zijn foto's nodig voor eventuele vervolgstappen vanuit juridisch oogpunt, dit is de reden dat er een EO-sensor aanwezig is. Er is dus geen reden om niet gebruik te maken van de mogelijkheden van de al aanwezige camera op de sensormodule. De EO-sensor is er ter confirmatie van de gevonden objecten van de radarsensor. Hier volgt de eis uit voor deze Beelden Verwerking module.

- Het detecteren van mensen op aangeleverde beelden.

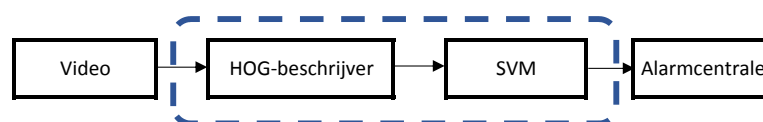
6.2 | Ontwerp

In de volgende paragraaf zal het ontwerpproces van de Beelden Verwerking module besproken worden. In 6.2.1 volgt een uitleg van de gebruikte methode. In 6.2.2 zal de werking van deze methode worden toegelicht en in 6.2.3 zal besproken worden hoe deze module geïmplementeerd is.

6.2.1 | Methode

Er zijn in de loop van de jaren vele technieken ontwikkeld om beelden te analyseren en mensen hierin te detecteren. Eén van de recentere methode is het analyseren via de Histograms of Oriented Gradients (HOG) methode [18]. Deze methode van classificeren is getest in combinatie met de machinaal lerende methode van Support Vector Machines (SVM). Dit gaf veel betere detectieresultaten, op het gebied van mensen, dan daarvoor gebruikte technieken zoals Haar wavelets, PCA-SIFT en shape context. De HOG-beschrijver is dus voornamelijk geschikt voor de detectie van mensen in beelden [18].

Op basis van deze resultaten is er besloten om gebruik te maken van de HOG-methode met SVM, zie figuur 6.1.



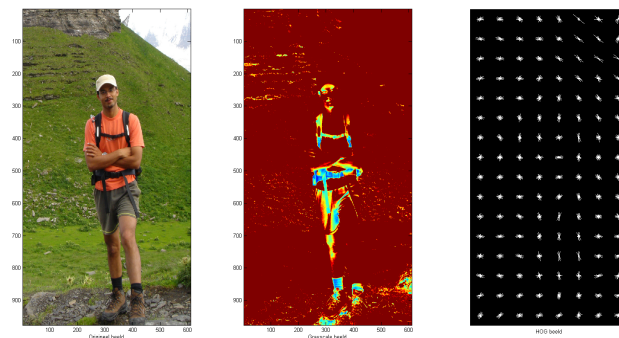
Figuur 6.1: Overzicht van de Beelden Verwerking module

6.2.2 | Theorie

De HOG-beschrijver methode bestaat uit een aantal stappen waarbij de eerste stap het normaliseren van de kleuren in het beeld is. Het blijkt dat dit weinig effect heeft op de prestaties van de HOG-beschrijver [18]. De tweede stap is het bepalen van de gradiënt, de simpelste gradiënt blijkt het effectiefst. Dit gebeurt met een één-dimensionaal filter(masker) $[-1 \ 0 \ 1]$ in de horizontale en/of verticale richting. Voor gekleurde beelden gebeurt dit voor elk kleurkanaal los en wordt het masker met de grootste norm genomen als de pixel gradiënt vector [18]. Op basis van de gradiënt op de cel wordt er een oriëntatie bepaald, deze kan tussen de 0° en 180° of de 0° en 360° zijn afhankelijk van de keuze die gemaakt wordt. Uit [18] blijkt dat voor de detectie van mensen het oriëntatie-histogram met een bereik van 0° en 180° de betere prestaties levert.

Om de gradiënt vector accurater te maken in contrast en veranderingen worden er verschillende cellen samengevoegd in zogenaamde blokken. Deze blokken zijn van een rechthoekige structuur, R-HOG (rectangular). De rechthoekige blokken worden gekarakteriseerd met de volgende parameters: aantal cellen per blok, aantal pixels per cel en het aantal histogram cellen, van het eerder gedefinieerde histogram bereik. Deze blokken hebben overlap met elkaar zodat elke cel bijdraagt aan de oriëntatie van meerdere blokken. De grootte van de blokken en de overlap hebben invloed op de prestaties van de HOG-beschrijver.

Deze blokken worden genormaliseerd, dit levert een prestatieboost op vergeleken met het niet normaliseren van de blokken [18]. Er zijn door Dalal en Triggs vier verschillende normalisatie methode getest waarvan er drie ongeveer dezelfde prestaties gaven: L2-norm, L2-hys en L1-sqrt. Dit geeft per blok een vector met een oriëntatie en grootte aan de hand van het patroon van de verschillende blokken wordt het aangeleverde beeld beschreven. In figuur 6.2 is links het originele beeld te zien hierna het beeld in grayscale en de gecreëerde HOG-beschrijving.



Figuur 6.2: Verwerking van een beeld (links) tot grayscale (midden) tot de HOG-beschrijving (rechts).

Deze (HOG)-beschrijving van het beeld wordt hierna aan een patroon herkendend machinaal lerend systeem gegeven. Voor deze implementatie is er gekozen voor de SVM.

SVM is een binaire classificeerder die gebruikt wordt als je data in twee klasse wilt onderscheiden. Een SVM werkt op het vinden van de beste scheidingslijn die de data van deze twee klassen scheidt, en gaat zo nieuwe, te testen data plaatsen in dit referentiekader om te kijken aan welke kant van de scheidingslijn deze ligt. Dit om het nieuwe punt in deze klasse te classificeren. De SVM maakt hierbij gebruik van een kernelfunctie. Deze functie beschrijft het verband waarop de scheidingslijn bepaalt wordt [19].

6.2.3 | Implementatie

De HOG-beschrijver is geïmplementeerd op grayscale-beelden van 128 bij 64 pixels. De keuze voor deze grootte van de beelden is gebaseerd op de beschikbare datasets zodat de training van de SVM mogelijk is zonder het creëren van eigen datasets. Ook levert een verhoging van de resolutie geen significant betere prestaties op [18]. De keuze voor grayscale komt voort uit de gedachte dat de HOG beschrijving niet afhankelijk moet zijn van de kleur kleren en achtergrond in de trainingsdata of de test data. Het histogram bereik is gekozen op 0° tot 180° en hiermee geeft negen histogram cellen de beste resultaten [18].

Met het oog op de beperkte tijd in het project is er gekozen voor een implementatie van de HOG-beschrijver met behulp van de Matlab functie *extractHOGFeatures* [20] en daarmee ook de keuze voor de normalisatie met L2-Hys en het gebruik van R-HOG. De effecten van de verschillende blok-grootte en cel-grootte voor de beschrijver blokken, R-HOG, worden later in deze paragraaf behandeld.

Voor de implementatie van de SVM is er gebruik gemaakt van de SVM functionaliteit van Matlab [21]. Voor de training van de SVM is er gebruik gemaakt van de INRIA Person Dataset [22]. Van de INRIA dataset zijn er 614 positieve, mens aanwezig, en 1218 negatieve, geen mens aanwezig, beelden gebruikt. De INRIA dataset bevat beelden waarop de mensen altijd gecentreerd in het beeld staan en onder verschillende hoeken, zie figuur 6.3. Dit heeft effect op de eigenschappen van de Beelden Verwerking module. Afhankelijk van de trainingsbeelden is de SVM beter in staat om een mens correct te detecteren op beelden die overeenkomen met de trainingsbeelden.



Figuur 6.3: Voorbeelden van de positieve beelden uit de INRIA dataset, welke gebruikt zijn voor de training van de SVM.

Het effect van de kernelfuncties op de prestatie van de SVM is getest met de overige 288 positieve plaatjes en 453 negatieve plaatjes van de INRIA dataset, de instelling van de HOG-beschrijver zijn: celgrootte = 8×8 , blok-grootte = 2×2 , blokoverlap = 50 %, histogram cellen = 9 en histogram bereik 0° tot 180° . Dit gaf de resultaten zoals te vinden in tabel 6.1.

Tabel 6.1: Invloed van de verschillende type kernelfuncties binnen de SVM, celgrootte = 8×8 , blok-grootte = 2×2 , blokoverlap = 50 %, histogram cellen = 9, histogram bereik 0° tot 180° .

Kernelfunctie		Correct	Fout
Lineair	Wel persoon	211	77
	Geen persoon	390	63
Kwadratisch	Wel persoon	230	58
	Geen persoon	374	79
Polynoom orde 3	Wel persoon	288	0
	Geen persoon	0	453

Aan de hand van deze resultaten is er besloten om de kwadratisch kernelfunctie te gebruiken. Het doel van de tweede sensor is de confirmatie van de detectie met de radar. Er is dus ook voor gekozen om te gaan voor het betere percentage op de beelden waar wel mensen in te vinden zijn en daarmee het verlies op goede classificaties op beelden zonder mensen voor lief te nemen.

Als laatste parameters zijn de blok-grootte(cellen) en cel-grootte (pixels) bekeken. In tabel 6.2 zijn de resultaten te vinden van het variëren van de blok grootte en cel grootte. Dit is gedaan met een blokoverlap van 2 cellen, 9 histogram cellen, een histogram bereik van 0° tot 180° en een kwadratische kernelfunctie.

Aan de hand van deze meting is er gekozen om voor een Cel grootte van 8×8 te gaan en een Blok grootte van 2×2 . De verhoging in goede detectie bij andere groottes weegt niet op tegen de vermindering in goede detecties bij geen aanwezigheid van mensen. Dit geeft de uiteindelijke specificaties van de Beelden Verwerking module in tabel 6.3.

Tabel 6.2: Verschillende cel- en blokgroottes en de invloed op de gevonden correcte detectie percentages voor beelden met mens en geen mens, met blok overlap van 2 cellen, histogram cellen = 9, histogram bereik = 0° tot 180° en een kwadratische kernelfunctie

Cel grootte	Blok grootte	% Mens	% Geen mens
6x6	2x2	81,94	45,47
7x7	2x2	79,86	77,92
8x8	2x2	79,86	82,56
9x9	2x2	78,47	82,34
8x8	3x3	80,56	52,32
9x9	3x3	91,32	60,93

Tabel 6.3: Uiteindelijke parameters van de Beelden Verwerking module.

Parameter	Waarde
Cel grootte	8x8
Blok grootte	2x2
Blok overlap	50 %
Histogram cellen	9
Histogram bereik	0-180
Kernelfunctie	Kwadratisch

6.3 | Evaluatie

De module is ingesteld op de parameters uit tabel 6.3. Er zijn 30 beelden gemaakt in een ruimte zoals de linker beelden in figuur 6.4, situatie 1. Verder zijn er 70 beelden gemaakt in de gang vergelijkbaar met de rechter twee beelden in figuur 6.4, situatie 2. De beelden in situatie 1 komen goed overeen met de beelden in de INRIA dataset, situatie 2 heeft meer raakvlakken met de uiteindelijke applicatie rond spoorgebied.



Figuur 6.4: Links situatie 1, rechts situatie 2 van de eigen gemaakte dataset voor de evaluatie van de Beelden Verwerking module

In situatie 1 zijn er van de 30 beelden 10 positief bevonden, in situatie 2 waren dit er 18 van de 70. Dit leverde niet de gewenste resultaten. De SVM is opnieuw getraind met de lineaire kernelfunctie omdat deze nagenoeg dezelfde resultaten gaf, zie tabel 6.1.

Dit leverde na evaluatie van dezelfde datasets een correcte detectie op in 25 van de 30 in situatie 1 en in 32 van de 70 in situatie 2. De resultaten van beide metingen zijn uitgezet in tabel 6.4.

Tabel 6.4: Evaluatie Beelden Verwerking module op eigen dataset

Kernelfunctie	Situatie 1	Situatie 2
Kwadratisch	33 %	26 %
Lineair	83 %	46 %

6.4 | Conclusie

Aan de eis ***Het detecteren van mensen op aangeleverde beelden.*** wordt deels voldaan. De module verwerkt beelden met een HOG-beschrijver en classificeert deze met behulp van een SVM. Dit doet de module met een vrij grote nauwkeurigheid (80 %, zie tabel 6.2 en tabel 6.4) als de plaatjes voldoen aan het beeld waarmee de SVM getraind is: persoon in het midden van het beeld en de gehele persoon op het beeld aanwezig, situatie 1 en de INRIA dataset. Als dit beeld daarvan af gaat wijken wordt het percentage correcte detecties minder, situatie 2, zie tabel 6.4. De lineaire kernelfunctie deed het op de eigen gemaakte dataset substantieel beter dan de kwadratische kernelfunctie, zie tabel 6.4. De trainingset en de instelling van de SVM en HOG-beschrijver zijn van grote invloed op de prestatie van de Beelden Verwerking module. Afhankelijk van de applicatie dient er een goede trainingset van beelden samengesteld te worden om zo de prestaties op het gewilde terrein te optimaliseren.

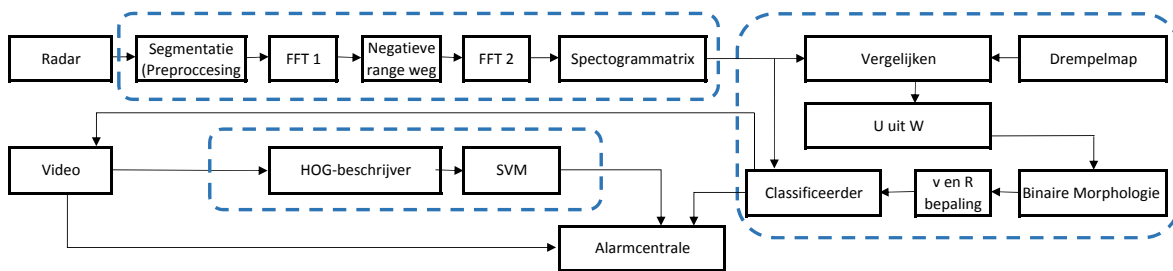
7

Conclusies en aanbevelingen

Uit het voorafgaande verslag zullen de conclusies getrokken worden, in het algemeen en met betrekking tot het programma van eisen in 7.1. Vervolgens worden de aanbevelingen voor verbetering en vervolgonderzoek gegeven in 7.2.

7.1 | Conclusies

Aan de hand van drie eerder beschreven modules komt het totale algoritme tot stand. Het totaal gerealiseerde systeem met de bijbehorende componenten is te vinden in figuur 7.1.



Figuur 7.1: Totaaloverzicht geïmplementeerd systeem met koppeling van alle modules binnen het algoritme

Hieronder zal de conclusie getrokken met betrekking tot het programma van eisen zoals te vinden in paragraaf 2.3.

Algoritme moet kunnen detecteren of er zich een bewegend object bevindt in het bereik van de radar.

Aan de hand van het radius-Doppler spectrogram en de drempelmap worden er verschillende objecten waargenomen die de drempelmap overschrijden. Dit gaat enkel om bewegende objecten. Het totale systeem detecteert dus overschrijding en hiermee bewegende objecten: aan deze eis wordt voldaan.

Algoritme moet vanuit radar data bewegende objecten kunnen classificeren binnen de categorieën: mens, groot object en klein object.

Als gevolg van de vaste drempel en het enkel doorgeven van objecten met een breed snelheidsspectrum worden niet alle gedetecteerde objecten doorgegeven aan de classificeerder. De objecten die geïdentificeerd worden, worden alleen geïdentificeerd in de categorieën mens of geen mens. Door de morfologische sluiting en de RCS drempel is er wel een soort scheiding van grote en kleine objecten, voornamelijk van objecten met een breed snelheidsspectrum en objecten die dat niet hebben. Deze scheiding vindt dus plaats in het detectie deel en niet in het classificatie deel. Aan deze eis wordt dus deels voldaan door de scheiding tussen mensen en andere objecten te maken.

Aan het deel van de eis die het classificeren van grote en kleine objecten voorschrijft wordt niet voldaan. Aan het deel dat er onderscheid gemaakt kan worden tussen mensen en andere objecten

wordt wel voldaan, het belangrijkste deel van deze eis. Dit wordt gedaan door te kijken of de snelheid van een object van een mens afkomstig kan zijn en of het spectrogram een periodiciteit laat zien met een herhaalfrequentie die van een mens afkomstig kan zijn. Tot slot kan het huidige systeem alleen lopende mensen detecteren en mist het de functionaliteit voor rennende mensen.

Algoritme heeft een hoge detectiekans en een lage fout-positief kans.

Opdat het een simpele classificeer-implementatie betreft in dit proof of concept/prototype is de detectiekans nog niet optimaal en zal de correcte detectiekans lager zijn dan in een uiteindelijk ontwerp. In de huidige vorm wordt enkel gekeken naar de snelheid van een object en periodiciteit in het Dopplertijd spectrum. Om de correcte detectiekans te verbeteren kan er naar meer parameters die specifiek zijn voor mensen, zoals verhouding tussen loopfrequentie, snelheid en de lengte van een persoon.

Algoritme werkt autonoom en geeft een melding als er een object gedetecteerd is.

De modules sturen zichzelf in de huidige situatie nog niet volledig autonoom aan. Echter werken alle modules naar behoren en zou het niet veel tijd hoeven kosten om deze functionaliteit te implementeren. De enige stap die nog gemaakt dient te worden is het automatisch correct aangeven van de tijdspan waarin de classifier moet kijken in het Dopplertijd spectrogram en eventueel het wisselen van radiusbin zodat hetzelfde object bekeken wordt gedurende de volledige classificatie. Verder moet er goed verschil gemaakt worden tussen de gedetecteerde objecten zodat er niet verschillende operaties door elkaar gaan lopen.

Algoritme is universeel zodat er met kleine aanpassingen andere radarmodules aangesloten kunnen worden die op hetzelfde principe werken.

Voor de FMCW Signaalverwerking module is het alleen noodzakelijk om de segmentatie aan te passen als er een nieuwe radarmodule gebruikt wordt met Fast-Ramp-FMCW. Verder moet de drempelmap opnieuw gecreëerd worden voor de Detectie en Classificatie module. Hierna kan er een optimum gevonden worden in de U uit W , afhankelijk van de tijdsresolutie, welke de objecten goed doorlaat. Als laatste stap kan er opnieuw geoptimaliseerd worden hoeveel dilatatie- en erosiestappen er achtereenvolgend uitgevoerd dienen te worden voor optimale detectie. Aan deze eis wordt aan de hand van huidige situatie goed voldaan, echter is de werking met de KOR-001 module niet volledig getest dus er zouden nog onvoorziene problemen bij deze radarmodule kunnen zijn. Echter zijn de algoritme modules zo opgebouwd dat dit zonder veel problemen verholpen moet kunnen worden.

Algoritme maakt gebruik van radar en een tweede sensor ter verificatie van het object.

Met behulp van de beelden verwerking module wordt er gebruikt gemaakt van een tweede sensor. Deze zou, als het ter automatische verificatie gebruikt zou worden, een betrouwbaarheid moeten hebben van bijna 100 procent. Dat is niet in alle weersomstandigheden haalbaar, bovendien heeft een videocamera niet hetzelfde bereik als radar. Wanneer de omstandigheden het toelaten kunnen er elke seconde meerdere foto's genomen worden. Dus als er meerdere van deze foto's bekeken worden zal de gemiddelde conclusie, of het een mens betreft of niet, wel correct zijn. Echter zal er met dezelfde redenatie ook een foute detectie door kunnen komen als er geen is. Als de module een betrouwbaarheid heeft van meer dan 50% kan de conclusie gebaseerd worden op meerdere beelden en zal de module het in het algemeen goed hebben. Dit concept verhoogt de betrouwbaarheid significant. De beelden blijven vooral nuttig als bewijsvoering en als beide modules constateren dat er een mens is kan deze detectie prioriteit krijgen ten opzichte van andere detecties. Aan de eis wordt dus deels voldaan.

Algoritme kan stilstaande objecten detecteren die niet tot het landschap behoren.

Deze functionaliteit is binnen de huidige structuur van het algoritme niet geïmplementeerd. Er wordt op het moment niks gedaan met de statische objecten in het algemeen. Dus de detectie van stilstaande objecten in het landschap is met de huidige implementatie niet mogelijk.

7.2 | Aanbevelingen

Op basis van de huidige resultaten van het algoritme zijn er nog op verschillende punten verbeteringen mogelijk. Hieronder suggesties voor mogelijk vervolgonderzoek.

- De FMCW Signaalverwerking module van het algoritme zou verder ontwikkeld kunnen worden zodat deze gebruik kan maken van andere stuursignaal golfvormen dan Fast-Ramp-FMCW. Dit maakt het algoritme toepasbaar op meer verschillende type radarmodules.
- Mocht de KOR-001 module gebruikt worden voor het uiteindelijke ontwerp kan er gekeken worden naar de mogelijkheden om gebruik te maken van de up en down ramp van het signaal, zie bijvoorbeeld [8]. Een andere mogelijkheid is het gebruiken van de KOR-001 in no-dwell mode, waardoor Fast-Ramp-FMCW met zaagtanden mogelijk is, dit levert bij dezelfde observatietijd een hogere resolutie op.
- De KOR-001 heeft vier ontvangantennes hierdoor is het mogelijk om deze ontvangen signalen los te bekijken. Hierdoor kan er gekeken worden naar hoekverschillen: azimut en elevatie. Hierdoor kan er een betere schatting gemaakt worden van de locatie van het object.
- De prestaties van het algoritme zouden onderzocht kunnen worden door het gebruik van andere radarmodules in andere frequentiebanden. Hier gaan de aannames, als er een hogere frequentieband gebruikt wordt, omtrent de invloed van de maximale snelheid niet meer op.
- Onderzoeken of er mogelijkheden zijn om alsnog een adaptieve drempelmap te implementeren om de detectie te optimaliseren.
- De manier van classificeren van objecten kan nog uitgebreid worden met een uitgebreider classificatie algoritme. Denk hierbij aan het gebruik van een particle filter om beter mensen te classificeren en het onderscheid te kunnen maken tussen lopende en rennende personen [23].
- De trainingset heeft invloed op de SVM van de Beelden Verwerking module. Als er een trainingset gebruikt wordt met trainingsbeelden van een spooromgeving presteert de module wellicht beter op beelden uit een spooromgeving.
- Het algoritme kan verder uitgebreid worden om ook de detectie van statische objecten te ondersteunen. Hierdoor zou er eventueel verschil gemaakt kunnen worden tussen statische objecten en het landschap.



Discrete Short Time Fourier Transform

A.1 | Wiskundige definitie

De klassieke Fourier transformatie (FT) wordt gebruikt om een functie of signaal in zijn geheel om te zetten van het tijdsdomein naar het frequentiedomein. Voor langere signalen is het soms wenselijk om ook tijdsvariaties in frequentie te kunnen bekijken. Dit kan gedaan worden door middel van de Short-Time Fourier Transform (STFT). Deze STFT 'hakt' het signaal in kleinere stukken door middel van een product te nemen van de te transformeren functie $x(t)$ en de vensterfunctie $w(t)$, waarna over dit product de standaard FT wordt uitgevoerd. In deze thesis is er sprake van een tijdsdiscreet signaal $x[n]$ waarvoor de discrete STFT gebruikt kan worden. Dit levert een vensterfunctie $w[n]$ met totale lengte:

$$T = \frac{N}{f_s} = N T_s \quad (\text{A.1})$$

Waarin N de lengte van het venster in samples. De wiskundige definitie van de discrete STFT is [24]:

$$\text{STFT}\{x[n]\} \equiv X(m, k) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x[n]w[n-m]e^{-\frac{2\pi j k n}{N}} \quad (\text{A.2})$$

Waarin m de positie van het venster in de tijd vormt en k de discrete frequentie. Om de STFT snel te kunnen berekenen door middel van een FFT-algoritme verdient het de voorkeur om $w[n]$ een lengte te laten hebben van:

$$N = 2^n \quad n \in \mathbb{N} \quad (\text{A.3})$$

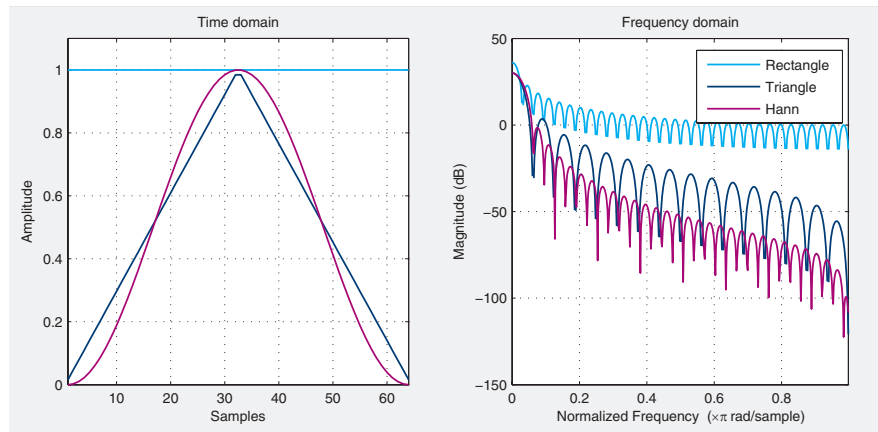
Mocht dat om één of andere reden niet mogelijk zijn, kan er nog voor gekozen worden om een kleiner venster te nemen en het resulterende signaal te zero-padden tot de in formule A.3 genoemde lengte.

A.2 | Effect venster

De keus voor een venster is niet triviaal, deze heeft twee eigenschappen: de gebruikte vensterfunctie en de lengte van het venster. De lengte van het venster heeft directe invloed op de tijds- en frequentieresolutie en deze zijn omgekeerd evenredig met elkaar [25]:

$$\Delta f = \frac{1}{\Delta t} = \frac{f_s}{N} \quad (\text{A.4})$$

De gebruikte vensterfunctie heeft invloed op de spectral leakage (ENBW), de hoogte van de eerste sidelobe (dB) en de demping van de sidelobes (dB/dec). In figuur A.1 zijn drie verschillende vensterfuncties met lengte 64 te zien, waarbij de rechthoeksfunctie de kleinste spectral leakage heeft maar een hoog sidelobeniveau waardoor zwakkere signalen op andere frequenties niet meer zichtbaar worden. Het Hann-venster laat een duidelijk lager sidelobeniveau zien met meer demping, maar moet daarvoor



Figuur A.1: Overzicht van drie vensterfuncties

betalen met meer spectral leakage [12]. Veelal wordt er gebruik gemaakt van overlappende vensters, waarbij gebruikelijke waarden 50% en 75% zijn. Dit wordt gedaan om mogelijk verlies van informatie dat zich aan de rand van het venster bevindt tegen te gaan [12].

A.3 | Spectrogram

Een spectrogram is een manier om het vermogen van een signaal naar tijd en frequentie weer te geven. Het spectrogram wordt gedefinieerd door:

$$\text{Spectrogram}[m, k] = |\text{STFT}[m, k]|^2 \quad (\text{A.5})$$

Vaak wordt dit spectrogram weergegeven met het vermogen in dB. Hierdoor wordt het spectrogram in dB:

$$\text{Spectrogram}[m, k] = 20 \log_{10} |\text{STFT}[m, k]| \quad (\text{A.6})$$

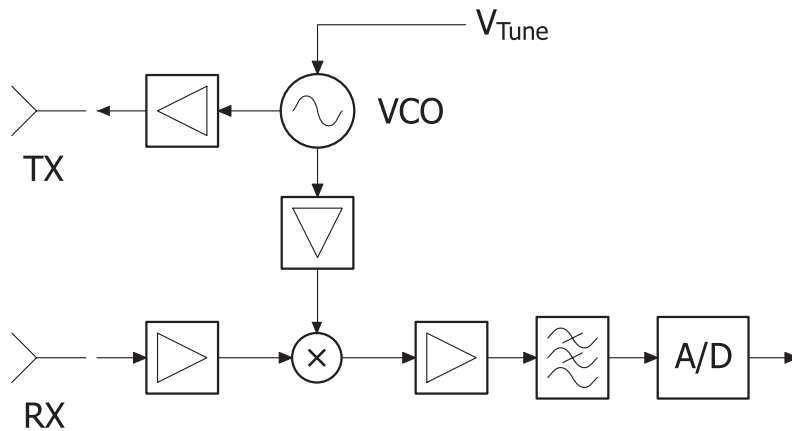
Ook voor het spectrogram wordt vaak gebruik gemaakt van overlappende vensters waardoor gebruikelijke waarden, voor 50% overlap, $m = 0, N/2, N, 3N/2, \dots$ zijn.

B

FMCW radar

B.1 | Werkingsprincipe

Een Constant Wave (CW) radar zend, zoals de naam al doet vermoeden, constant een signaal uit. Dit signaal wordt onder andere gereflecteerd naar de radar door geleidende objecten. Om tegelijkertijd te kunnen zenden en ontvangen is er een losse zendantenne en kunnen er meerdere ontvangstantennes aanwezig zijn. Zoals te zien in figuur B.1 wordt het ontvangen signaal gemixt met het signaal dat op dat moment uitgezonden wordt, waardoor het frequentieverschil tussen het uitgezonden signaal en het ontvangen signaal, de beatfrequentie, te bepalen is. Veelal wordt er gebruik gemaakt van zowel een in-fase- als een quadratuurkanaal. Door deze met een lowpass-filter te filteren blijft alleen het beatsignaal over, het principe is weergegeven in figuur B.2.



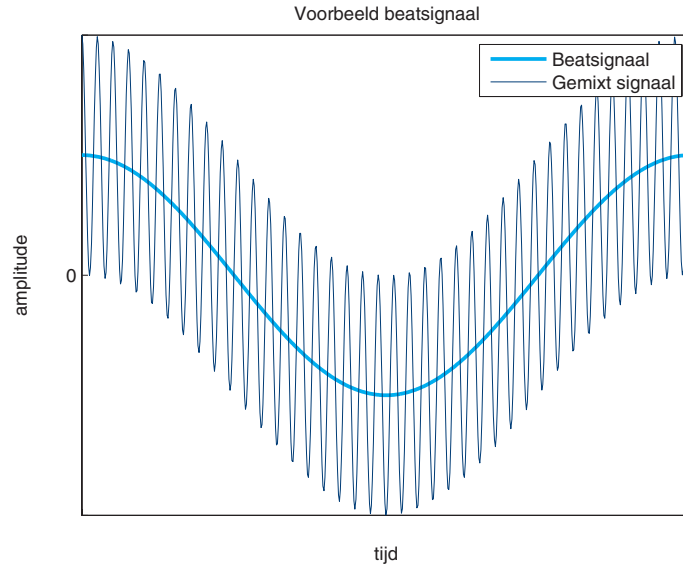
Figuur B.1: Blokschema van FMCW radar

Door de uitgezonden frequentie door een VCO te variëren ontstaat de Frequency Modulated CW (FMCW) radar. Door de frequentie lineair te moduleren kan er radius informatie bepaald worden aan de hand van de reistijd van de golf. De helling van de frequentie is afhankelijk van de bandbreedte waarover een frequentiesweep gedaan wordt en de tijd waarin dit gebeurt: B/T_{UR} . De resulterende beatfrequentie is [26]:

$$f_B(t, R) = |f_{Tx}(t) - f_{Rx}(t, R)| = \frac{B}{T_{UR}} \cdot \frac{2R}{c} \quad (B.1)$$

De fase $\varphi_{Tx}(t)$ van het verzonden signaal $\cos(\varphi_{Tx}(t))$ is:

$$\varphi_{Tx}(t) = 2\pi \int_0^t f_{Tx}(t) dt = 2\pi \left(f_0 t + \frac{B}{2T_{UR}} t^2 \right) - \varphi_{Tx_0} \quad (B.2)$$



Figuur B.2: Voorbeeld van een beatsignaal

Daaruit volgt het faseverschil tussen verzonden en ontvangen signaal:

$$\Delta\varphi(t) = \varphi_{\text{Tx}}(t) - \varphi_{\text{Rx}}(t) = \varphi_{\text{Tx}}(t) - \varphi_{\text{Tx}}(t - \tau) = 2\pi \left(f_0 \tau + \frac{B}{T_{\text{UR}}} t \tau - \frac{B}{2T_{\text{UR}}} \tau^2 \right) \quad (\text{B.3})$$

De laatste term kan verwaarloosd worden aangezien $\tau/T_{\text{UR}} \ll 1$, waarbij $\tau = 2R/c$. Wanneer het doel op constante snelheid v voortbeweegt wordt $\tau = 2(R + vt)/c$ en wordt formule B.3 [7]:

$$\Delta\varphi(t) = 2\pi \left[\frac{2f_0 R}{c} + \left(\frac{2BR}{T_{\text{UR}}c} + \frac{2f_0 v}{c} \right) t + \frac{2Bv}{T_{\text{UR}}c} t^2 \right] \quad (\text{B.4})$$

De laatste term kan weer verwaarloosd worden wat de ontvangen beatfrequentie maakt tot:

$$f_{\text{B}}(t, R, v) = \frac{2BR}{T_{\text{UR}}c} + \frac{2f_0 v}{c} \quad (\text{B.5})$$

B.2 | Verwerking

Door meerdere lineaire frequentiesweeps achter elkaar te doen is het mogelijk de radius- en snelheidsinformatie van elkaar te scheiden, door gebruik te maken van de faseverandering tussen verschillende sweeps. Door de gesampled I en Q kanalen van de mixer samen te voegen tot één complex beatsignaal vormt de formule voor één frequentiesweep:

$$s_{\text{B}}[n] = A \exp \left\{ 2\pi j \left[\frac{2f_0 R}{c} + \left(\frac{2BR}{T_{\text{UR}}c} + \frac{2f_0 v}{c} \right) \frac{n}{f_s} \right] \right\} \quad \frac{n}{f_s} \in [0, T_{\text{UR}}] \quad (\text{B.6})$$

Door meerdere frequentiesweeps achter elkaar te plaatsen met repetitietijd T_{R} , een vensterfunctie mee te nemen en de amplitude A voor de afleiding gelijk te stellen aan één, kan een twee-dimensionale matrix gevormd worden [7].

$$s_{\text{B}_{2D}}[n, l] = \exp \left\{ 2\pi j \left[\frac{2f_0(R + vT_{\text{R}}l)}{c} + \left(\frac{2B(R + vT_{\text{R}}l)}{T_{\text{UR}}c} + \frac{2f_0 v}{c} \right) \frac{n}{f_s} \right] \right\} \cdot w[n] \quad l \in \mathbb{N} \quad (\text{B.7})$$

Wanneer de meettijd kort is, waardoor de verplaatsing van het object verwaarloosbaar verondersteld mag worden, wordt deze formule [7]:

$$s_{\text{B}_{2D}}[n, l] = \exp \left(4\pi j f_0 \frac{R}{c} \right) \exp \left\{ 2\pi j \left[\frac{2f_0 v T_{\text{R}} l}{c} + \left(\frac{2BR}{T_{\text{UR}}c} + \frac{2f_0 v}{c} \right) \frac{n}{f_s} \right] \right\} \cdot w[n] \quad l \in \mathbb{N} \quad (\text{B.8})$$

Wanneer deze functie een twee-dimensionale discrete STFT ondergaat wordt het:

$$S_{B_{2D}}[k, p] = \exp\left(4\pi j f_0 \frac{R}{c}\right) \sum_{l=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \exp\left(4\pi j \frac{f_0 T_R v l}{c}\right) \exp\left\{2\pi j \left[\left(\frac{2B R}{T_{UR} c} + \frac{2f_0 v}{c}\right) \frac{n}{f_s}\right]\right\} \\ w_1[n] w_2[l] \exp\left[-2\pi j \left(\frac{nk}{N} + \frac{lp}{L}\right)\right] \quad (\text{B.9})$$

Na herordening van formule B.9 en de eindigheid van de vensterfuncties volgt:

$$S_{B_{2D}}[k, p] = \exp\left(4\pi j f_0 \frac{R}{c}\right) \sum_{l=0}^{L-1} \exp\left(4\pi j \frac{f_0 T_R v l}{c}\right) w_2[l] \\ \left(\sum_{n=0}^{N-1} \exp\left\{2\pi j \left[\left(\frac{2B R}{T_{UR} c} + \frac{2f_0 v}{c}\right) \frac{n}{f_s} - \frac{nk}{N}\right]\right\} w_1[n]\right) \exp\left[-2\pi j \left(\frac{lp}{L}\right)\right] \quad (\text{B.10})$$

Uit formule B.10 blijkt dat er een piek ontstaat voor:

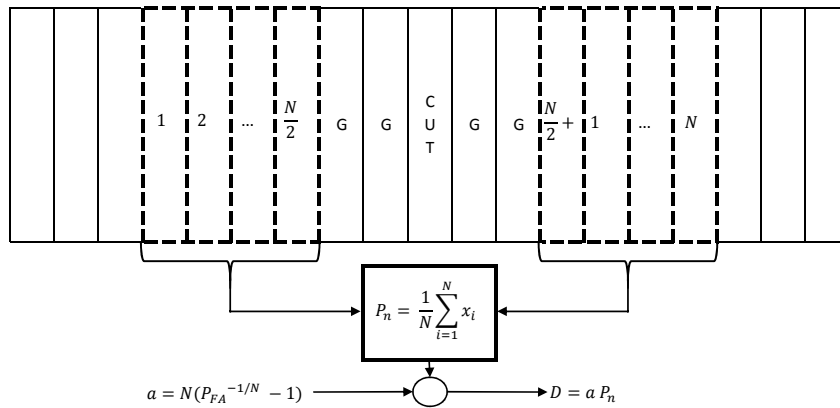
$$k = \left(\frac{2B R}{T_{UR} c} + \frac{2f_0 v}{c}\right) \frac{N}{f_s} \quad (\text{B.11})$$

$$p = \frac{2f_0 T_R v L}{c} \quad (\text{B.12})$$

C

Cell-Averaging Constant False-Alarm Rate

Een CA-CFAR algoritme werkt op basis van de valse detectie kans. Vanuit de kans die je van te voren opgeeft gaat het algoritme met behulp van de aangelegene cellen een drempel berekenen voor de cell under test (CUT) [15], een schema van het CA-CFAR algoritme is gegeven in figuur C.1.



Figuur C.1: Visualisatie van het CA-CFAR algoritme

Het CA-CFAR algoritme bepaald de drempel D door

$$D = a P_n \quad (C.1)$$

Hierin is a de schalende factor en P_n het geschatte ruisvermogen. Voor de CUT wordt het geschatte ruisvermogen berekend op basis van de aangelegene cellen, bij het bepalen van de aangelegene cellen worden de guard cellen, de cellen direct naast de CUT, niet meegenomen omdat zich in deze cellen nog signaal kan bevinden van de CUT. Het gemiddelde ruisniveau wordt berekend aan de hand van de aangelegene cellen op basis van:

$$P_n = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (C.2)$$

Hierin is N het aantal aangelegene cellen en x_i de waarde van de desbetreffende aangelegene cel. De factor a is een functie afhankelijk van de valse detectie kans P_{FA} en het aantal aangelegene cellen N van de vorm:

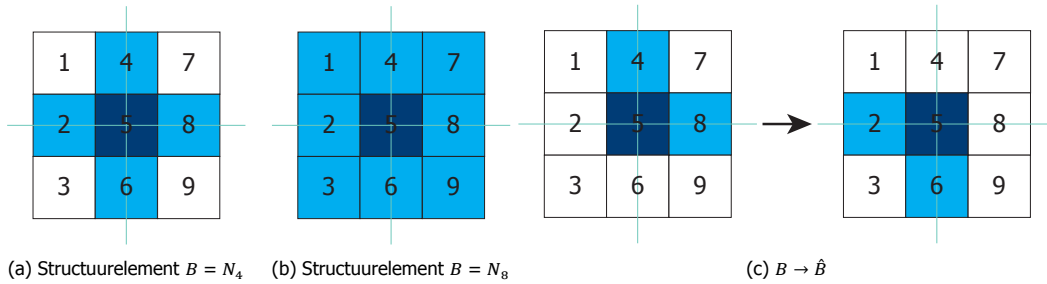
$$a = N \left(P_{FA}^{-1/N} - 1 \right) \quad (C.3)$$

D

Binaire Morphologie

In deze appendix zal enkel de binaire morfologie voor discrete binaire afbeeldingen in twee dimensies besproken worden. Binnen de morfologie bestaan twee elementaire operaties: erosie en dilatie. Deze operaties vinden plaats binnen het twee-dimensionaal Euclidisch vlak E , bestaande uit de pixels van bronafbeelding A . Wanneer een pixel \mathbf{a} van A de waarde 1 heeft geldt $\mathbf{a} \in A$, wanneer $\mathbf{a} = 0$ geldt $\mathbf{a} \notin A$, $\mathbf{a} \in A^c$. Verder wordt er een structuurelement B gebruikt, waarbij voor \mathbf{b} gelijke definities gelden als voor \mathbf{a} . B_z wordt gebruikt om over de bronafbeelding te schuiven, B_z is gedefinieerd als:

$$B_z = \{\mathbf{b} + \mathbf{z} | \mathbf{b} \in B\} \quad \forall \mathbf{z} \in E \quad (\text{D.1})$$



Figuur D.1: Structuurelementen

Veelgebruikte structuurelementen zijn N_4 en N_8 , weergeven in figuren D.1a en D.1b. Wanneer de voorgrond 4-verbonden is, is de achtergrond 8-verbonden en vice versa. Aan de hand hiervan kunnen de definities voor erosie, formule D.2, en dilatie, formule D.3, gegeven worden [27]. Daarbij geldt $\hat{B} = \{\mathbf{x} \in E | -\mathbf{x} \in B\}$.

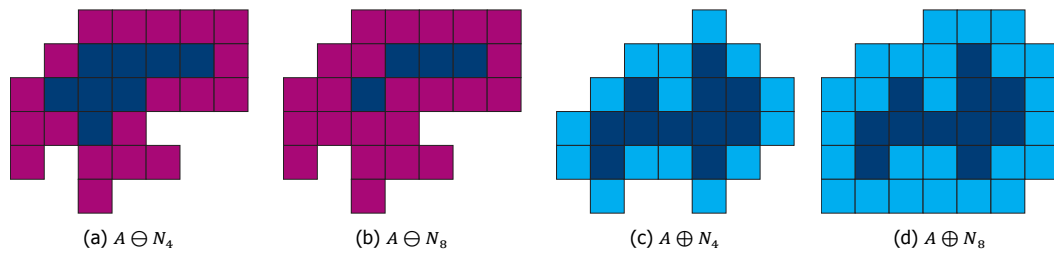
$$A \ominus B = \bigcap_{\mathbf{b} \in B} B_{-\mathbf{b}} = \{\mathbf{z} \in E | B_z \subseteq A\} \quad (\text{D.2})$$

$$A \oplus B = B \oplus A = \bigcup_{\mathbf{a} \in A} B_{\mathbf{a}} = \{\mathbf{z} \in E | \hat{B}_z \cap A \neq \emptyset\} \quad (\text{D.3})$$

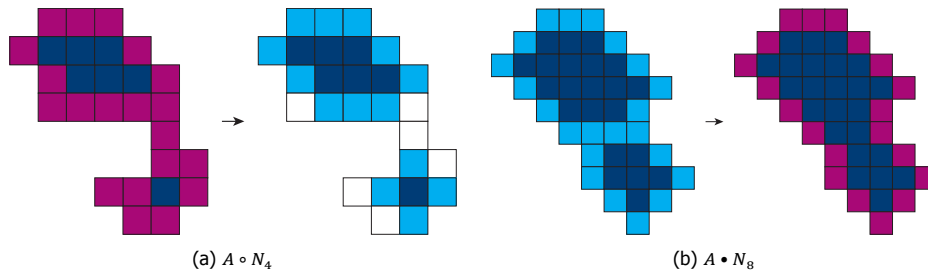
Erosie en dilatie zijn dual aan elkaar door middel van $A \oplus B = (A^c \ominus B)^c$. In figuur D.2 zijn voorbeelden getoond van erosie en dilatie. Aan de hand van deze twee elementaire functies kunnen twee nieuwe operaties gedefinieerd worden: openen en sluiten. Ook deze operaties zijn dual, zoals getoond wordt in formule D.5. In figuur D.3 is een voorbeeld te zien van openen en sluiten.

$$A \circ B = (A \oplus B) \ominus B = \bigcup_{B_x \subseteq A} B_x \quad (\text{D.4})$$

$$A \bullet B = (A \ominus B) \oplus B = (A^c \circ \hat{B})^c \quad (\text{D.5})$$



Figuur D.2: Voorbeelden van erosie en dilatie



Figuur D.3: Voorbeelden van openen en sluiten

In de meeste gevallen voldoet een 3×3 structuurelement. Wanneer een groter structuurelement benodigd is, kan dit vaak opgesplitst worden in meerdere operaties die gebruik maken van 3×3 structuurelementen. Om deze operaties snel op een computer uit te kunnen voeren kan er gebruik gemaakt worden van een Look-Up Table (LUT) [28]. Vanwege $3 \times 3 = 9$ input-bits resulteert dit in een LUT van 512 bits. De nummering van de pixels in het structuurelement komt overeen met die in figuur D.1. Bij erosie is de waarde van de resulterende pixel 0 wanneer één of meer van de aanliggende pixels die deel zijn van het structuurelement ook 0 zijn. Voor dilatie geldt de waarde van de resulterende pixel 1 wordt wanneer één of meer van de aanliggende pixels die deel zijn van het structuurelement ook 1 zijn.

Bibliografie

- [1] ProRail, *ProRail jaarverslag*, 2012.
- [2] R. I. A. Harmanny and A. Yarovoy, "Radar/EO security sensor against trainsuicide, stationsafety and copper theft." BAP proposal, 2014.
- [3] R. I. A. Harmanny, "BAP assignment intro." PowerPoint presentatie, 2014.
- [4] J. P. Coenen and A. M. Flipse, "Signaalverwerking van een radar-systeem voor spoorbewaking." Bachelor thesis, Delft University of Technology, 2014.
- [5] S. Gosseling and R. C. T. Wilmer, "Aansturing van FMCW-radar voor de detectie en classificatie van mensen." Bachelor thesis, Delft University of Technology, 2014.
- [6] A. G. Stove, "Linear FMCW radar techniques," *Radar and Signal Processing, IEEE Proceedings F*, vol. 139, pp. 343–350, 1992.
- [7] V. Winkler, "Range doppler detection for automotive FMCW radars," *Radar Conference, 2007. EuRAD 2007*, pp. 166–169, 2007.
- [8] S. Kim, I. Paek, and M. Ka, "Simulation and test results of triangular Fast Ramp FMCW waveform," *Radar Conference (RADAR) IEEE*, pp. 1–4, 2013.
- [9] RFbeam Microwave GmbH, "K-MC1 radar transceiver," tech. rep., RFbeam, 2011. Datasheet of the K-MC1.
- [10] RFbeam Microwave GmbH, "KOR-001 3D radar transceiver," tech. rep., RFbeam, 2013. Datasheet of the KOR-001.
- [11] Analog Devices, "4-channel, 500MSPS DDS with 10-bit DACs," tech. rep., Analog Devices, 2008. Datasheet of the AD9959, as used in the KOR-001.
- [12] F. J. Harris, "On the use of windows for harmonic analysis with the Discrete Fourier Transform," *Proceedings of the IEEE*, vol. 66, pp. 51–83, januari 1978.
- [13] P. van Dorp and F. C. A. Groen, "Human walking estimation with radar," *IEEE proc. Radar, Sonar and Navigation*, vol. 150, no. 5, p. 356 365, 2003.
- [14] H. R. Ward and V. G. Hansen, "Detection performance of the Cell Averaging LOG/CFAR receiver," *IEEE trans. on Aerosapce and Electronic Systems*, vol. AES-8, no. 5., pp. 648–652, 1972.
- [15] M. Richards, *Fundamentals of Radar Signal Processing*. McGraw Hill, 2005.
- [16] M. Skolnik, *Radar Handbook, Third Edition*. McGraw-Hill Education, 2008.
- [17] D. Thalmann, R. Boulic, and N. Magnenat-Thalmann, "A global human walking model with real-time kinematic personification," *The visual computer*, vol. vol. 6 no. 6, pp. 344–358, 1990.
- [18] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection," in *Proceedings of Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE*, 2005.
- [19] MIT, "Opencourseware, artificial intelligence, lecture 16: Learning: Support Vector Machines," 2010.
- [20] Mathworks, "Matlab Documentation Center, extractHOGfeatures," 2014.
- [21] Mathworks, "Matlab Documentation Center, Support Vector Machines," 2014.

-
- [22] N. Dalal, "Inria person dataset," 2005.
- [23] S. Groot, "Model-based classification of human motion," Master's thesis, Delft University of Technology, the Netherlands, 2011.
- [24] R. W. Schafer and L. R. Rabiner, "Design and simulation of speech analysis-synthesis system based on Short-Time Fourier analysis," *IEEE trans. on Audio and Electroacoustics*, vol. AU-21, no. 3, pp. 165–174, 1973.
- [25] E. Jacobsen and R. Lyons, "The sliding DFT," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 20, pp. 74–80, maart 2003.
- [26] S. Ayhan, P. Pahl, T. Kayser, M. Pauli, and T. Zwick, "Frequency estimation algorithm for an extended FMCW radar system with additional phase evaluation," in *Proceedings of the 6th German Microwave Conference*, Karlsruhe Institute of Technology, maart 2011.
- [27] F. M. Vos, "TU Delft, TN4101BM: Beeldvormende Technieken." oktober 2013.
- [28] Mathworks, "Matlab Documentation Center, Morphological Operations," 2014.