



Indoor localisation during calamities using inertial navigation

Afstudeerverslag

Theo Miltenburg
05-06-2011 Versie 1.0

1. Documentinformatie

1.1 Versies en wijzigingen

Versie	Datum	wijzigingen	Verspreiding
0.1	02-02-2011	<ul style="list-style-type: none"> Eerste opzet 	A. Fiselier
0.2	28-03-2011	<ul style="list-style-type: none"> Context Opdrachtoomschrijving Voorspellingsstap van het Kalman-filter (KF) Gegist bestek paragraaf 1 en 2 	<ul style="list-style-type: none"> R. Tangelder H. van Leeuwen
0.3	04-04-2011	<ul style="list-style-type: none"> Context herschreven Begin van extended Kalman Filter (EKF) Nuttige informatie toegevoegd die we nodig gaan hebben 	<ul style="list-style-type: none"> R. Tangelder H. van Leeuwen
0.4	21-04-2011	<ul style="list-style-type: none"> Opdrachtoomschrijving herschreven Rotatie van IMU Inleiding KF Spel- en taalfouten 	<ul style="list-style-type: none"> R. Tangelder H. van Leeuwen A. Fiselier
0.5	10-05-2011	<ul style="list-style-type: none"> Rotatie IMU Zero velocity updates Gegist bestek Appendices 	<ul style="list-style-type: none"> R. Tangelder
0.6		<ul style="list-style-type: none"> Sensorfusie Meetresultaten gegist bestek Samenvatting Conclusie 	<ul style="list-style-type: none"> R. Tangelder
1.0		<ul style="list-style-type: none"> Laatste aanpassingen Aanbevelingen 	<ul style="list-style-type: none"> Publicatie

1.2 Nederlands - Engelse woordenlijst

Nederlands	Engels
Bemonsteringstijd	Sample Time
Gegist bestek	Dead reckoning
Nul-snelheids-aanpassingen	Zero velocity updates
Toestandsruimtemodel	State-space model
Traagheidsnavigatie	Inertial navigation
Uitgebreide Kalman-filter	Extended Kalman Filter

1.3 Definities en afkortingen

IMU	Inertial measurement unit. Een sensormodule met acceleratiemeters.
INS	Inertian navigation system. Een navigatiesysteem dat gebruik maakt van een IMU
GPS	Global position system. Een plaatsbepalingssysteem dat gebruik maakt van satellieten in een baan om de aarde.
EKF	Extended Kalman Filter
KF	Kalman-Filter
CSV	Comma seperated values; een bestand waar verschillende waardes gescheiden zijn met een komma, of puntkomma als de waardes in SI eenheden zijn uitgedrukt.
PDF	Probability density function; kansdichtheidsfunctie

2. Inleiding

Het is belangrijk om te weten waar een brandweerman zich bevindt in een brandend gebouw. In een gebouw is het vaak niet mogelijk om dit te weten te komen via GPS. Sensoren worden steeds preciezer, kleiner en energiezuiniger. Hierdoor begint het mogelijk te worden om draagbare systemen te ontwikkelen die de positie kunnen bepalen van een brandweerman.

Er zijn voorbeelden (Foxlin,2005) van werkende implementaties voor normale voetgangers. Het doel van dit onderzoek is om onderzoek te doen naar een algoritme om de positie van een brandweerman te bepalen. Daarnaast wordt er een eerste prototype gemaakt. In latere studies kan onderzocht worden of deze oplossing ook toepasbaar is voor brandweelieden.

Tijdens dit onderzoek wordt eerst de situatie en de specifieke vereisten voor deze situatie in kaart gebracht. Vervolgens wordt er een uitleg gegeven van het Kalman-filter en een onderbouwing waarom het Kalman-filter wordt gebruikt.

Vervolgens wordt een uitleg gegeven over de basistechniek die gebruikt wordt, namelijk het gegist bestek en traagheidsnavigatie. Deze techniek wordt geïmplementeerd en er wordt een experiment gedaan om de precisie te testen.

De versnellingsmeters in de sensormodule zijn niet precies genoeg voor de duur van een inzet. Daarom zijn aanvullende technieken nodig om de precisie van de navigatie te verbeteren. Een van deze technieken maakt gebruik van de manier waarop een mens loopt. Er een korte uitleg gegeven hoe dit algoritme moet gaan werken en welke precisie er verwacht kan worden.

Omdat de sensormodule aan de voet wordt gedragen zal de sensormodule niet altijd dezelfde oriëntatie hebben. Om te compenseren voor deze oriëntatie zullen de acceleratiemetingen getransleerd moeten worden naar een vast assenstelsel. Tevens zit er een verschil tussen het geografisch en magnetisch noorden.

3. Samenvatting

Het Kalman-filter is een optimaal filter voor het schatten van de systeemtoestand. Het is optimaal omdat het gebruik maakt van alle beschikbare informatie en alle mogelijke verstoringen op het systeem. Het Kalman-filter maakt wel een aantal aannames. De eerste aanname die het Kalman-filter maakt is dat het systeem lineair is. De tweede aanname is dat de ruis witte ruis is. Witte ruis betekent dat er geen voorspellingen gedaan kunnen worden over de ruis. De laatste aanname is dat de ruis normaal verdeeld is rond de werkelijke waarde. Er is een variant van het Kalman-filter bedacht dat met niet lineaire vergelijkingen werkt. Deze variant heet het "Extended Kalman Filter". Dit filter is helaas niet optimaal.

Het gegist bestek kan gebruikt worden om een relatieve positie te berekenen. Dit kan, theoretisch, met een kinematisch model. In de praktijk hebben huidige sensoren nog te veel last van ruis om dit voor lange periodes te gebruiken. Het bepalen van de relatieve positie is niet mogelijk voor lange periodes. Dit komt doordat de invloed van ruis op de berekende positie kwadratisch groeit in de tijd.

Omdat een voet van oriëntatie verandert tijdens het lopen is het van belang om de oriëntatie te weten. Dit is een niet-lineair model. Daarom zal hier het EKF gebruikt worden. De gebruikte IMU heeft een kompas en een gyroscoop. Beide kunnen een berekening doen hoe de sensormodule geroteerd is. Door deze gegevens te combineren is het mogelijk om zeer precies de oriëntatie van de sensormodule te schatten.

Een mogelijkheid om de precisie van het gegist bestek te verhogen is door gebruik te maken van de looppas van een mens. Tijdens het lopen zet een mens regelmatig een voet op de grond. Wanneer deze voet op de grond staat is de snelheid van de voet nul. Door de snelheid op nul te stellen, zodra de voet stilstaat, groeit de afwijking over een kortere periode. Er zijn een aantal methoden om te detecteren wanneer een voet stilstaat. Er is weinig verschil voor de precisie van de navigatie tussen die verschillende methoden.

4. Inhoudsopgave

1.	Documentinformatie	1
1.1	Versies en wijzigingen	1
1.2	Nederlands - Engelse woordenlijst.....	1
1.3	Definities en afkortingen.....	2
2.	Inleiding	3
3.	Samenvatting	4
4.	Inhoudsopgave	5
5.	Context.....	7
6.	Opdrachtschrijving	8
7.	Kalman-filter.....	9
7.1	Werking van het Kalman-filter	9
7.2	Beperkingen en aannames.....	11
7.3	Bewijs van optimaliteit	11
7.4	Verantwoording van keuze	12
7.5	Extended Kalman-filter	13
7.6	Sensorfusie met het Kalman-filter.....	14
8.	Gegist bestek en traagheidsnavigatie	15
8.1	Gegist bestek	15
8.2	Traagheidsnavigatie	15
8.3	Implementatie van het Kalman-Filter	16
8.4	Meetresultaten en precisie	17
8.4.1	Proefopstelling	17
8.4.2	Meetresultaten.....	18
8.5	Verklaring van de meetresultaten.....	20
9.	Zero velocity updates	21
9.1	Belang van zero velocity updates.....	21
9.2	Detectie van stilstand	22
9.3	Implementatiesuggesties	22
10.	Oriëntatie van een node	23
10.1	Correctie van magnetisch naar geografisch noorden	23

10.2	Combinatie kompas en gyroscoop	26
11.	Conclusies	27
12.	Aanbevelingen	28
12.1	Onderzoek naar de looppas van de brandweerman.....	28
12.2	Gebruik van 2 sensoren	28
12.3	Smoothing	28
12.4	Bug in de sensor	28
13.	Literatuurlijst	29
14.	Appendix A: Precisiesensoren	30
14.1	Berekening van de normaalverdeling	30
14.2	Software implementatie	31
14.3	Meetresultaten	32
15.	Appendix B: Wiskundige begrippen	33
15.1	Basisbegrippen	33
15.2	Extended Kalman-filter.....	33
16.	Appendix C: Toestandsruimtemodel	34

5. Context

In dit hoofdstuk wordt een beschrijving gegeven van de context waarin het probleem zich afspeelt. De context legt bijzondere eisen en beperkingen op.

Het probleem speelt zich af tijdens een noodsituatie. De plek waar het noodgeval zich voordoet is in een brandend gebouw. Wanneer er slachtoffers in het gebouw zijn kan het zijn dat de brandweerlieden het brandende gebouw betreden.

Brandweerkorpsen hebben de behoefte om de positie van een brandweerman te volgen. Deze positie wordt vervolgens gebruikt voor het coördineren van brandweerlieden of voor het ondersteunen van hen.

Een brand is een snel ontwikkelende noodsituatie. Een brandend gebouw kan beschadigd raken, net zoals eventuele faciliteiten in dit gebouw. Hierdoor kan de brandweer er niet van uit gaan dat er nog betrouwbare infrastructuur in het gebouw aanwezig is. Ook is er weinig tijd om ter plekke een infrastructuur aan te leggen. Een veel gebruikt plaatsbepalingssysteem is GPS. GPS is meestal onbetrouwbaar of geheel onbruikbaar in gebouwen. Deze beperkingen veroorzaken de behoefte voor nieuwe plaatsbepalingsmethoden in een gebouw.

6. Opdrachtschrijving

Het doel van het project is de positie te bepalen van een brandweerman als hij een brandend gebouw betreedt. In een vooronderzoek door (Sondervan en van Leeuwen, 2011) zijn de eisen van het systeem bepaald. De eisen zijn:

- De kosten moeten verantwoord en in balans zijn met de behaalde precisie.
- De gemeten positie en de werkelijke positie mogen niet meer dan 5 meter verschillen
- De gemeten verticale afwijking moet binnen een verdieping vallen.
- Het systeem moet binnen 2 minuten gebruiksklaar zijn.
- Het systeem is inzetbaar voor 25 minuten, dit is inclusief de genoemde precisies

Het huidige doel van het project is het ontwikkelen van een algoritme dat de positie berekend. Uit vooronderzoek van (Sondervan en van Leeuwen, 2011) is de keuze gemaakt om gebruik te maken van gegist bestek en traagheidsnavigatie. Gegist bestek is een techniek waarbij aan de hand van de richting en de snelheid een positie wordt berekend relatief aan de vorige positie. Het bepalen van de snelheid en richting is hierbij cruciaal omdat afwijkingen van één meting alle volgende berekeningen blijven beïnvloeden. Een brandweerman kan slechts kleine en energiezuinige sensoren mee dragen. Deze sensoren hebben echter een relatief lage precisie. Deze lage precisie veroorzaakt de noodzaak voor het ontwikkelen van een wiskundig algoritme.

Enkele vragen die gesteld kunnen worden zijn:

1. Wat is de invloed van genoemde afwijkingen op het gegist bestek?
2. Is het mogelijk om deze afwijkingen te reduceren?
3. Zijn er mogelijkheden de afhankelijkheid van vorige metingen te verminderen?

Er zijn een aantal deeltaken gedefinieerd. Deze deeltaken zijn gestructureerd en vloeien in elkaar over.

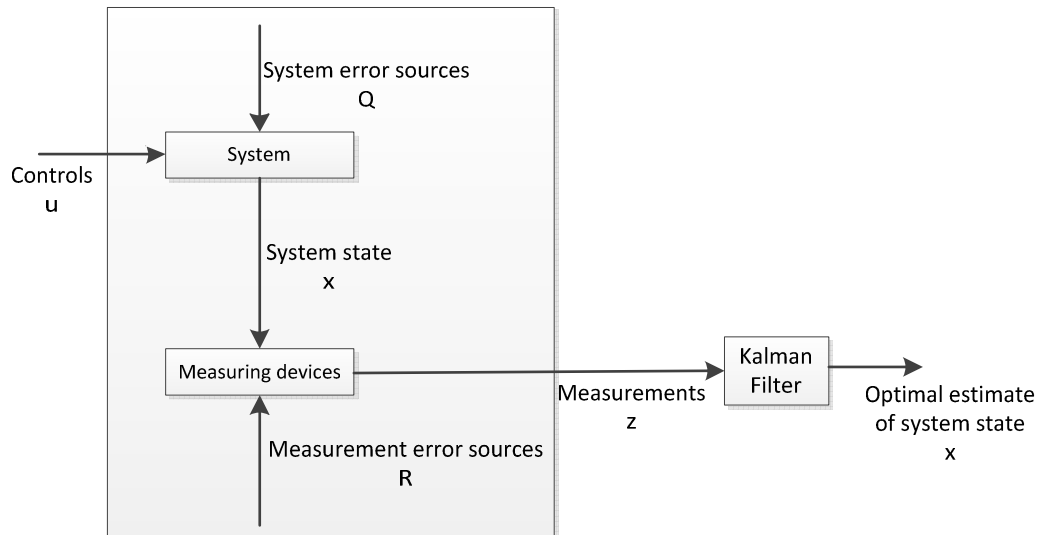
1. Selecteer een wiskundige methode om ruis te onderdrukken
2. Ontwikkel een plaatsbepalingsalgoritme dat gebruik maakt van gegist bestek en traagheidsnavigatie.
3. Implementeer het plaatsbepalingsalgoritme dat gebruik maakt van door een IMU gemeten data.
4. Ontwikkel een testomgeving om de sensor te kalibreren en metingen te doen.
5. Test de nauwkeurigheid van het algoritme

Afhankelijk van de voortgang van het project kunnen er extra taken gedefinieerd worden. Enkele voorbeelden zijn:

1. Onderzoek verschillende type IMU's en hun prestaties voor het ontwerpen algoritme
2. Combineer metingen van meerdere IMU's die op verschillende schoenen worden gedragen.
3. Onderzoek of een brandweerman een specifieke loopas heeft en wat de invloed is van deze loopas op het algoritme.

7. Kalman-filter

Het Kalman-filter is een wiskundige methode om de toestand van een systeem te schatten. Het is in veel situaties de optimale methode voor het schatten. Dit hoofdstuk zal een theoretische beschrijving geven van het (discrete) Kalman-filter. In volgende hoofdstukken staat een uitwerking van dit filter. De onderstaande afbeelding geeft een globaal overzicht van een systeem. Dit model lijkt sterk op het toestandsruimte-model. Voor meer informatie over het toestandsruimte-model kan bijlage C geraadpleegd worden.



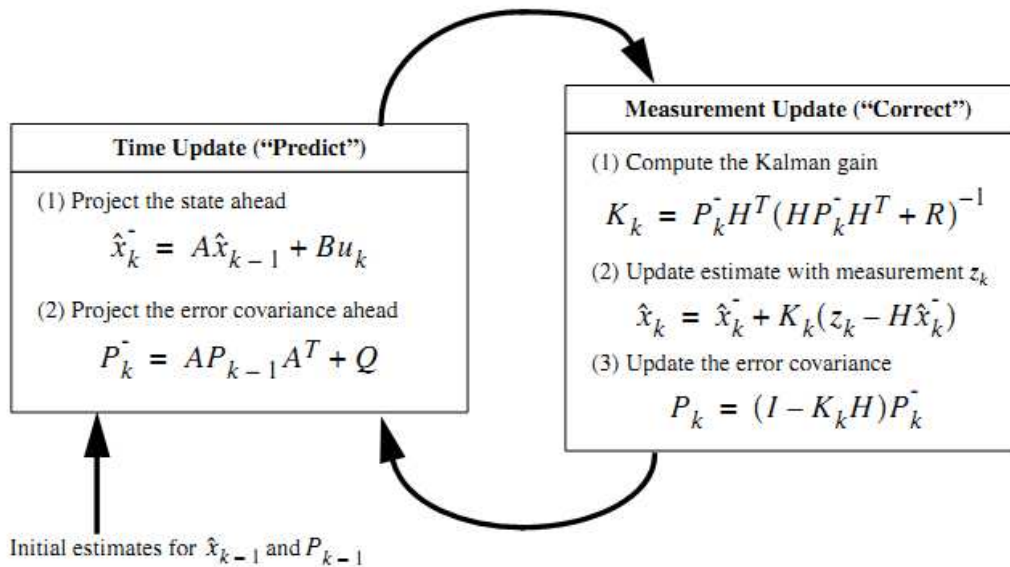
Figuur 1: Systeemmodel uit Maybeck (1979) aangevuld met de variabelennamen zoals later in dit hoofdstuk uitgelegd.

Het bovenstaande figuur is een algemene beschrijving van een systeem en verschillende verstoringen die kunnen optreden. Een systeem heeft een toestand(x). Deze toestand verandert voor stuursignalen(u) en andere, onbekende, verstoringen(Q). Het systeem kan gemeten worden door sensoren. De sensoren meten niet altijd direct de toestand van het systeem maar wel andere dingen die beïnvloed worden door het systeem. Ook deze metingen worden beïnvloed door storingen(R). Een meting(z) is dus een optelsom van de systeemtoestand en deze verstoringen.

Van het systeem zijn de stuursignalen en metingen bekend. Het is mogelijk om een voorspelling te doen van de systeemtoestand aan de hand van de stuursignalen en de begintoestand. Daarnaast is het mogelijk om de systeemtoestand te meten. De geschatte en voorspelde systeemtoestand zullen van elkaar verschillen door de verschillende verstoringen. Door deze twee gegevens te combineren wordt een betere geschatte systeemtoestand(\hat{x}) gemaakt.

7.1 Werking van het Kalman-filter

Het Kalman-filter is een tweetrapssysteem. In de eerste trap wordt een voorspelling gedaan van de systeemtoestand(time update). Bij de tweede trap worden de meetgegevens ontvangen en wordt er een gewogen gemiddelde genomen van deze twee toestanden(measurement update). Dit gemiddelde is de schatting van de toestand op tijdstip k .



Figuur 2: Schematisch overzicht van het Kalman-filter (Welch, Bishop, 2001)

De voorspellingstap van het Kalman-filter bestaat uit twee delen namelijk:

- (1) $\hat{x}_k^- = A\hat{x}_{k-1} + Bu_k$
- (2) $P_k = AP_{k-1}A^T + Q$

Formule (1) berekent de huidige toestand (\hat{x}_k^-) van het systeem aan de hand van de vorige systeemtoestand en de stuursignalen. Deze manier van noteren heet het toestandsruimte-model. De toestand verandert door autonome wijzigingen ($A\hat{x}_{k-1}$) en door wijzigingen van de stuursignalen (Bu_k). \hat{x}_{k-1} is de vorige toestand van het systeem. u_k is een matrix die de stuursignalen bevat. De twee matrixen A en B samen beschrijven het gedrag van het systeem. De vectoren \hat{x}_k^- en \hat{x}_{k-1} zijn weergegeven in een kolommatrix ($1 \times n$), waarbij geldt dat $n \in N$. Deze vector bevat de verschillende elementen waarin de toestand van het systeem wordt beschreven. Deze matrixen berekenen wat de invloed van de systeemtoestand en de stuursignalen zijn op de volgende systeemtoestand. De kolomvector u_k bevat p elementen, waarbij geldt dat $p \in N$. De matrix bevat alle stuursignalen die naar het systeem worden gestuurd. A is een $n \times n$ matrix en B is een $n \times p$ matrix.

Formule (2) voorspelt de precisie van de door formule (1) gemaakte voorspelling. In de natuurlijke wereld is ruis vaak normaal verdeeld. Naarmate de laatste meting van het systeem verder in het verleden ligt zal deze meting meer beïnvloed zijn door ruis. De precisie van de voorspelling zal dan ook afnemen. Het Kalman-filter gaat er van uit dat de ruis gemiddeld gesproken rond de werkelijke waarde ligt en onafhankelijk is van de voorgaande situatie. De mate waarin de precisie verandert wordt daarom gerepresenteerd door de standaard deviatie. De standaard deviatie is opgeslagen in de matrix Q. P_k is de schattingsfout covariantie matrix.

De meetstap van het Kalman-filter verwerkt een nieuwe set met metingen. Deze stap bestaat uit 3 formules namelijk:

- (3) $K_k = P_k H^T (HP_k H^T + R)^{-1}$
- (4) $\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H\hat{x}_k^-)$
- (5) $P_k = (I - K_k H) P_k^-$

De meetstap berekent eerst de wegingsfactor, de Kalman-gain (K_k), tussen de voorspelling en de meting. Daarna wordt een nieuwe schatting gedaan van de systeemtoestand. Deze schatting wordt gemaakt met een nieuwe set meetgegevens en de berekende wegingsfactor.

Als laatste wordt de nieuwe precisie van de voorspelling berekend. Formule (3) berekent de Kalman-gain. R representeert de covariantiematrix van de meetruis. P_k is de tijdens de voorspellingstap voorspelde precisie. De matrix H is het meetmodel zoals gedefinieerd in het toestandsruimtemodel. Een wiskundige onderbouwing van deze formulering van de berekening is beschreven in (Maybeck, 1976). De kern van formule (4) ligt bij de expressie $z_k - H\hat{x}_k^-$. Deze vergelijking wordt de innovatie genoemd. Het geeft het verschil aan tussen de meting z_k en de te verwachten meting $H\hat{x}_k^-$. Als laatste wordt de nieuwe precisie voorspeld aan de hand van formule (5).

Nadat we deze berekeningen hebben gedaan wordt er weer een voorspelling gedaan. Hierbij worden de indices van k met een opgehoogd. Deze cyclus kan blijven doorlopen tot het systeem gestopt wordt.

7.2 Beperkingen en aannames

Het Kalman-filter kan op veel situaties toegepast worden. Volgens (Maybeck, 1979) worden er echter wel een aantal aannames gedaan:

1. Het systeem is lineair.
2. Ruis is tijdsafhankelijk.
3. Ruis is normaal verdeeld.

Er wordt gebruik gemaakt van lineaire systemen omdat dit de wiskundige onderbouwing eenvoudiger en vatbaar te houden. Tevens is de lineaire wiskunde completer dan niet-lineaire wiskunde. Mocht een systeem niet lineair zijn is het mogelijk om een systeem te lineariseren. Een voorbeeld hiervan is het uitgebreide Kalman-filter.

Een andere aanname is dat er geen correlatie is tussen de huidige ruis en het verleden. Dit betekent dat er met kennis van voorgaande ruis geen voorspelling gedaan kan worden over toekomstige ruis. Dit wordt ook wel witte ruis genoemd.

Ruis wordt vaak veroorzaakt door een verzameling van verschillende storingsbronnen. Deze verzameling van ruis zorgt er voor dat deze verzameling vaak normaal verdeeld is. Het voordeel van het normaal verdelen van ruis is dat het daardoor mogelijk wordt om verschillende ruisformules met elkaar te vergelijken.

7.3 Bewijs van optimaliteit

Zoals eerder genoemd is het Kalman-filter in veel situaties optimaal. Dit is wegens 3 redenen namelijk:

1. Het verwerkt alle informatie die beschikbaar is.
2. Het houdt rekening met alle mogelijke vormen van ruis, namelijk meetruis, systeemruis en modelruis.
3. Het gebruikt alle informatie over de begintoestand die beschikbaar is.

Deze paragraaf is gebaseerd op paragraaf 1.3 van (Maybeck, 1979).

Zoals aangegeven als reden één gebruikt het Kalman-filter alle informatie. Alle informatie die beschikbaar is van een systeem heeft een bepaalde waarde. Een voorbeeld is dat twee verschillende sensoren dezelfde systeemvariabelen meten. Beide sensoren hebben een eigen precisie en geven andere meetresultaten. Hoewel de veel minder precieze sensor losstaand minder goed is dan de precieze bevat hij wel nuttige informatie. Alle informatie over de begintoestand kan ook worden opgeslagen.

Reden twee is dat het Kalman-filter rekening houdt met alle verschillende vormen van ruis. Er kunnen twee groepen ruis zijn, namelijk ruis die de systeemtoestand beïnvloedt en ruis die de metingen beïnvloedt. Als een systeem stuursignalen bevat kunnen deze stuursignalen, en de meting van deze stuursignalen, ruis bevatten. Daarnaast is het vaak niet mogelijk om een systeemmodel helemaal volledig te definiëren. Deze gegevens worden gebruikt (Q) in de voorspellingsstap en worden gevat in P_k . Ook meetsignalen kunnen ruis bevatten. Deze ruis wordt weergegeven in de variantiematrix R . Doordat de ruis niet te voorspellen is zal hier een verstoring optreden. Deze verstoring wordt weergegeven in P_k . Deze verstoring wordt elke keer bijgewerkt om zo de werkelijke situatie zo dicht mogelijk te benaderen.

Een systeem kan een bepaalde begintoestand hebben. Deze toestand kan bekend zijn binnen bepaalde marges. Deze marges kunnen bij het opstarten van het systeem veel preciezer zijn dan metingen van het systeem terwijl het actief is. Door deze begininformatie mee te nemen is het begin van het systeem bekend, en omdat alle informatie die beschikbaar is verwerkt wordt, ook alle toekomstige informatie.

Een ander bijkomend voordeel is dat het algoritme recursief geïmplementeerd kan worden. Alle voorgaande situaties worden gevat in de systeemtoestand en de precisie van deze voorspelling. Dit heeft als voordeel dat er geen gegevens verloren gaan en dat er geen extra gegevens opgeslagen hoeven te worden. Voor systemen die over langere periodes lopen is dit een belangrijk gegeven.

7.4 Verantwoording van keuze

Zoals in het hoofdstuk over het gegist bestek staat beschreven is ons systeem in een eerste opzet lineair. Tevens zijn er verschillende voorbeelden te vinden van traagheidsnavigatie en gegist bestek waar het Kalman-filter wordt toegepast. Omdat het systeem optimaal is voor lineaire systemen is het Kalman-filter een goede keuze.

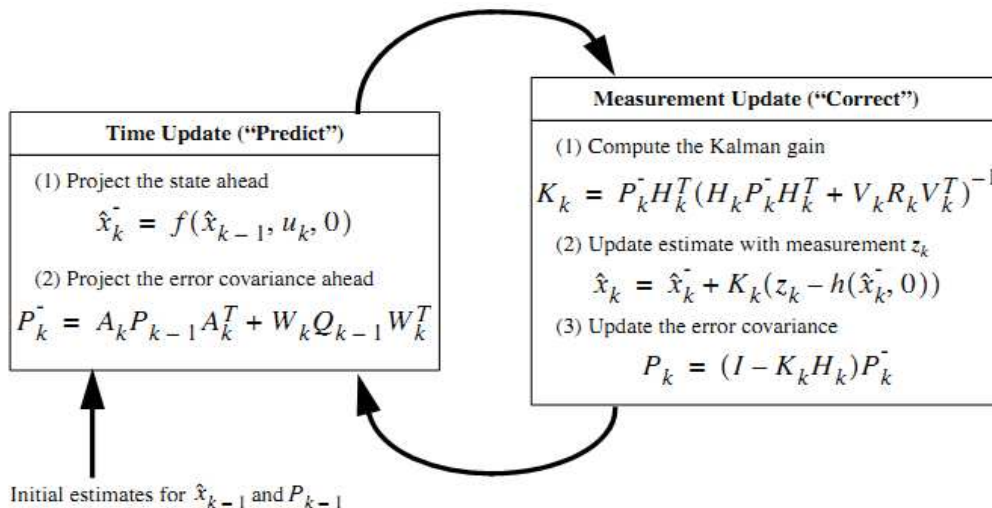
Een ander belangrijk voordeel is dat dit filter weinig vereisten stelt aan het systeem. Hierdoor is het mogelijk om in de toekomst dit filter te implementeren op een microcontroller zelf. Hierdoor wordt de autonome werking van het gegist bestek in stand gehouden. Een ander voordeel hiervan is dat er minder risico's zijn op storingen met verzendingen. Wanneer er metingen verloren gaan zal de precisie van het systeem afnemen. Als de berekeningen op de sensormodule gedaan worden zal slechts de geschatte positie verstuurd hoeven worden.

De sensoren van de sensormodule zijn normaal verdeelt. Dit is één van de vereisten van het Kalman-filter. Dit is onderzocht en de resultaten zijn te vinden in bijlage A.

Mocht in een later stadium blijken dat het systeem niet lineair is dan kan er gebruik gemaakt worden van het "extended Kalman filter" (EKF). In de volgende paragraaf zal een uitleg worden gegeven van het EKF. Het EKF is niet de optimale oplossing voor niet lineaire systemen maar heeft wel een zeer goede precisie.

7.5 Extended Kalman-filter

Zoals eerder aangegeven in paragraaf 7.2 is een van de beperkingen van het Kalman-filter dat het niet gebruikt kan worden voor niet lineaire modellen. Het EKF lijkt sterk op het normale Kalman-filter, maar kan wel gebruikt worden voor niet lineaire modellen. Deze paragraaf zal zich richten op de verschillen met het gewone Kalman-filter.



Figuur 3: Schematisch overzicht van het Extended Kalman-filter (Welch, Bishop, 2001)

Het EKF lineariseert het niet lineaire model om zo tot lineair model te komen. Deze linearisatie gebeurt elk tijdsinterval opnieuw. Opvallend aan deze formules is dat er een aantal variabelen bij zijn gekomen, namelijk W_k en V_k , en dat er een aantal functies veranderd zijn, $h(\hat{x}_k^-, 0)$ en $f(x_{k-1}, u_k, 0)$. Omdat het model niet langer lineair is kunnen ook het meet- en systeemmodel niet lineair zijn. Als deze niet lineair zijn zullen deze dus ook gelineariseerd moeten worden. Als een van de twee vergelijkingen lineair is dan kan het normale Kalman-filter gebruikt worden voor dit specifieke gedeelte (voorspellings- of meetstap).

De volgende toestand kan berekend worden en is een functie van de vorige toestand (x_{k-1}), stuursignalen (u_k) en ruis (w_k). Dit kan beschreven worden als $\hat{x}_k^- = f(x_{k-1}, u_k, w_k)$. De metingen (z_k) zijn ook een functie van de systeemtoestand en ruis. Hier hoort de volgende formule bij: $z_k = h(x_k, v_k)$.

De functies $h(x_k, 0)$ en $f(x_{k-1}, u_k, 0)$ lijken zeer sterk op de functie van het normale Kalman-filter echter zijn het nu functies met argumenten. Deze argumenten veranderen elke cyclus, net zoals met het normale Kalman-filter. De twee nullen staan voor de (witte) ruis. Omdat de ruis gemiddeld genomen 0 is wordt deze verwaarloosd. Dit zorgt er voor dat de afgeleide functies eenvoudiger worden.

A is de Jacobiaan van partiële afgeleiden van $f(x_{k-1}, u_k, 0)$ naar x . Voor meer informatie over wat een Jacobiaan is en een partiële afgeleide is kan gekeken worden in appendix B. Omdat de variabelen elke cyclus veranderen zal ook elke cyclus deze afgeleiden weer opnieuw bepaald moeten worden. De wiskundige notatie van deze afgeleiden is als volgt:

$$(6) A_{k[i,j]} = \frac{\partial f_{[i]}}{\partial x_{[j]}}(x_{k-1}, u_k, 0)$$

$$(7) W_{k[i,j]} = \frac{\partial f_{[i]}}{\partial w_{[j]}}(x_{k-1}, u_k, 0)$$

$$(8) H_{k[i,j]} = \frac{\partial h_{[i]}}{\partial x_{[j]}}(x_{k-1}, u_k, 0)$$

$$(9) V_{k[i,j]} = \frac{\partial h_{[i]}}{\partial v_{[j]}}(x_{k-1}, u_k, 0)$$

Voor formules 7,8 en 9 geldt hetzelfde als voor formule 6.

7.6 Sensorfusie met het Kalman-filter

Als er meerdere sensoren zijn die dezelfde toestand meten dan kunnen deze twee sensoren gecombineerd worden. De gebruikte sensoren hebben nog steeds een normaal verdeelde ruis. Deze ruis heeft gemiddeld de echte waarde. De precisie van een sensor kan uitgedrukt worden in de standaard deviatie. De formule voor de normaal verdeling is als volgt:

$$\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2}$$

Hierbij is σ de standaard deviatie. Verschillende sensoren hebben een verschillende standaard deviatie. Hoe precieser de sensor hoe kleiner deze deviatie is. De precisie van een sensor kan dus worden uitgedrukt in de standaard deviatie.

Als er twee sensoren samen gevoegd worden kan deze standaard deviatie gebruikt worden. De meting zal ergens op een gemiddelde liggen van beide metingen. De wegings factor van elke sensor kan gebaseerd worden op deze standaard deviaties. Dit is een voorbeeld voor twee sensoren:

$$\mu = \frac{\sigma_1^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} + \frac{\sigma_2^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}$$

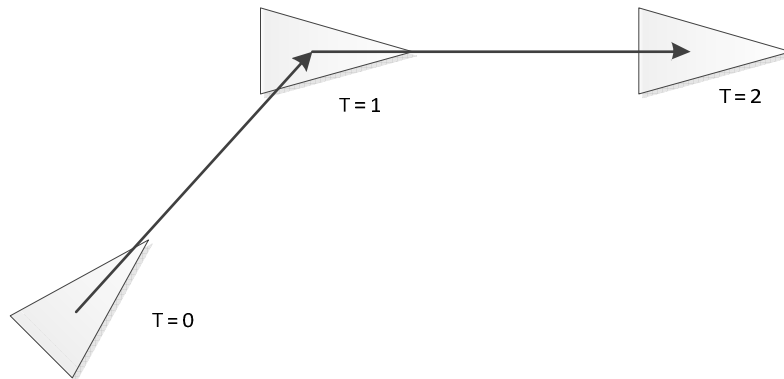
σ_1 is de standaarddeviatie van de eerste sensor, σ_2 is de standaarddeviatie van de tweede sensor. Dit voorbeeld kan verder uitgebreid worden voor meerdere sensoren. De nieuwe precisie van deze meting is:

$$\frac{1}{\sigma^2} = \frac{1}{\sigma_1^2} + \frac{1}{\sigma_2^2}$$

8. Gegist bestek en traagheidsnavigatie

8.1 Gegist bestek

Gegist bestek (dead reckoning) is een navigatietechniek. Bij deze techniek wordt de positie ten opzichte van een bekend punt bepaald. Dit wordt gedaan door de snelheid en de richting van deze snelheid te meten.



Op tijdstip $T = 0$ is de positie, richting en snelheid bekend. Na een bepaalde periode kunnen de positie, richting en snelheid veranderd zijn. Dit is gebaseerd op de vorige gegevens. Hiertoe kunnen de volgende formules worden gebruikt:

- (1) $v_y(t) = v(t) \times \sin \alpha$
- (2) $v_x(t) = v(t) \times \cos \alpha$
- (3) $P_y(t) = P_y(t - 1) + v_y(t) \times \Delta t$
- (4) $P_x(t) = P_x(t - 1) + v_x(t) \times \Delta t$

Hier wordt uitgegaan van een x, y -assenstelsel waar de assen haaks op elkaar staan. De snelheid $v(t)$ is een vector met een richting α , ten opzichte van het assenstelsel, en een grootte. Om de positie $P_y(t)$ te berekenen wordt de snelheid in de Y -richting genomen. Door deze te vermenigvuldigen met Δt is de afgelegde afstand bekend. Deze afstand kan vervolgens worden opgeteld bij de vorige afstand. Als Δt nul nadert kan er gesproken worden van een continue integratie. Het berekenen van de X -positie gaat op dezelfde manier.

8.2 Traagheidsnavigatie

Het gegist bestek gaat uit van een meetbare snelheid, helaas is dat bij de gebruikte sensormodule niet het geval. Een methode om de snelheid te bepalen is door gebruik te maken van acceleratiemeters. Hierbij, net zoals het gegist bestek, moet de beginsituatie bekend zijn. Omdat de snelheid niet gemeten kan worden moet ook de beginsnelheid bekend zijn. De formules in paragraaf 8.1 zijn nu nog steeds van toepassing alleen deze worden nu iets aangepast.

- (5) $a_y(t) = a(t) \times \sin \alpha$
- (6) $a_x(t) = a(t) \times \cos \alpha$
- (7) $v_y(t) = v_y(t - 1) + a_y(t)\Delta t$
- (8) $v_x(t) = v_x(t - 1) + a_x(t)\Delta t$

Formule (7) en (8) worden gebruik in plaats van (1) en (2). Ook vindt hier weer een discrete integratie over de tijd plaats.

8.3 Implementatie van het Kalman-Filter

De sensoren die gebruikt worden tijdens het project kunnen versnellingen metingen direct in de x-, y- en z-richting meten. Hierdoor is het niet meer nodig om te meten welke richting de versnelling heeft. Hierdoor zullen formule (5) en (6) geen sinus- en cosinus-functies meer bevatten. Dit model is lineair dus kan het normale Kalman-filter gebruikt worden. De gegeven implementatie is voor de versnellingen over één as, namelijk de x- of y-as. Voor een implementatie over de x- en de y-as kunnen dezelfde formules gebruikt worden.

Het systeem kent 3 toestanden namelijk de versnelling, de snelheid en de positie. Deze worden opgeslagen in de toestandsmatrix:

$$\hat{x}_k = \begin{bmatrix} Px \\ Vx \\ Ax \end{bmatrix}$$

De matrix A moet een component bevatten om de sample tijd te bevatten. De bemonsteringsfrequentie wordt uitgedrukt in Hz. Typisch is dit bij onze sensor 60Hz.

$$A = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Δt is het tijdsinterval tussen twee metingen. Aangezien de bemonsteringsfrequentie 60Hz is zal $\Delta t = \frac{1}{60}$ s zijn.

Ons model kent geen stuursignalen dus Bu_k komt te vervallen. Formule (1) uit hoofdstuk 7 ziet er dan als volgt uit:

$$\hat{x}_k = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} Px \\ Vx \\ Ax \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Px + Vx \times \Delta t \\ Vx + Ax \times \Delta t \\ Ax \end{bmatrix}$$

Voor formule (2) hoeft alleen de covariantie matrix ingevuld te worden. Een veel gebruikte methode is het handmatig kalibreren van de sensor. Hierbij wordt een bekende situatie genomen en wordt de matrix zo ingevuld dat er het beste resultaat uitkomt.

Nu de voorspellingsstap ingevuld is zal de meetstap uitgewerkt moeten worden. Hier wordt de meting ontvangen en gekeken hoe goed onze voorspelling hier mee overeenkomt.

Onze meetvector is als volgt:

$$\hat{z}_k = [Ax]$$

Tenslotte wordt alleen de versnelling in de x-as gemeten. Vervolgens zal de innovatie berekend moeten worden. De innovatie is het verschil tussen de verwachte meting, aan de hand van de voorspelde systeem toestand, en de daadwerkelijke meting.

$$s_k = (z_k - H\hat{x}_k)$$

H zal zo gekozen moeten worden dat de aftrekking een passende dimensie heeft.

$$H\hat{x}_k = [0 \quad 0 \quad 1] \times \begin{bmatrix} Px \\ Vx \\ Ax \end{bmatrix} = [Ax]$$

Hierdoor ontstaat de volgende formule:

$$s_k = ([Ax]_{\text{gemeten}} - [Ax]_{\text{voorspeld}})$$

Als laatste moet de covariantiematrix met de meetruis ingevuld worden. In appendix A is uitgerekend wat de standaarddeviatie van de acceleratiemeter is. Deze standaarddeviatie kan

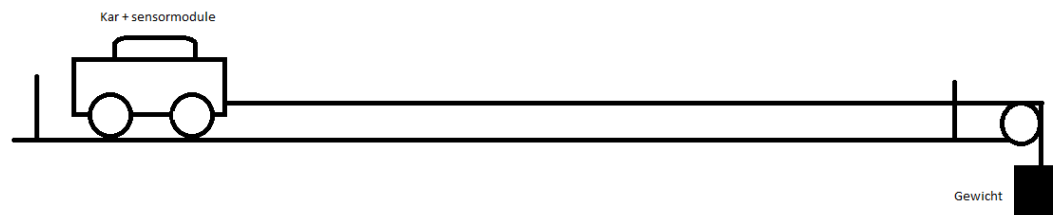
gebruikt worden voor het invullen van de covariantie matrix. Omdat we geen manier hebben om de positie of de snelheid te meten kunnen we hier ook geen uitspraak over doen. We zullen dus de voorspelde snelheid en positie direct moeten overnemen van de gemaakte voorspelling.

8.4 Meetresultaten en precisie

Nadat het bovengenoemde algoritme geïmplementeerd is zijn er metingen gedaan om de precisie van het algoritme te testen. Hiertoe zijn twee experimenten gedaan die meerdere keren zijn herhaald. Het doel van de experimenten is de precisie van de afgelegde afstand te vergelijken met de daadwerkelijk afgelegde afstand.

8.4.1 Proefopstelling

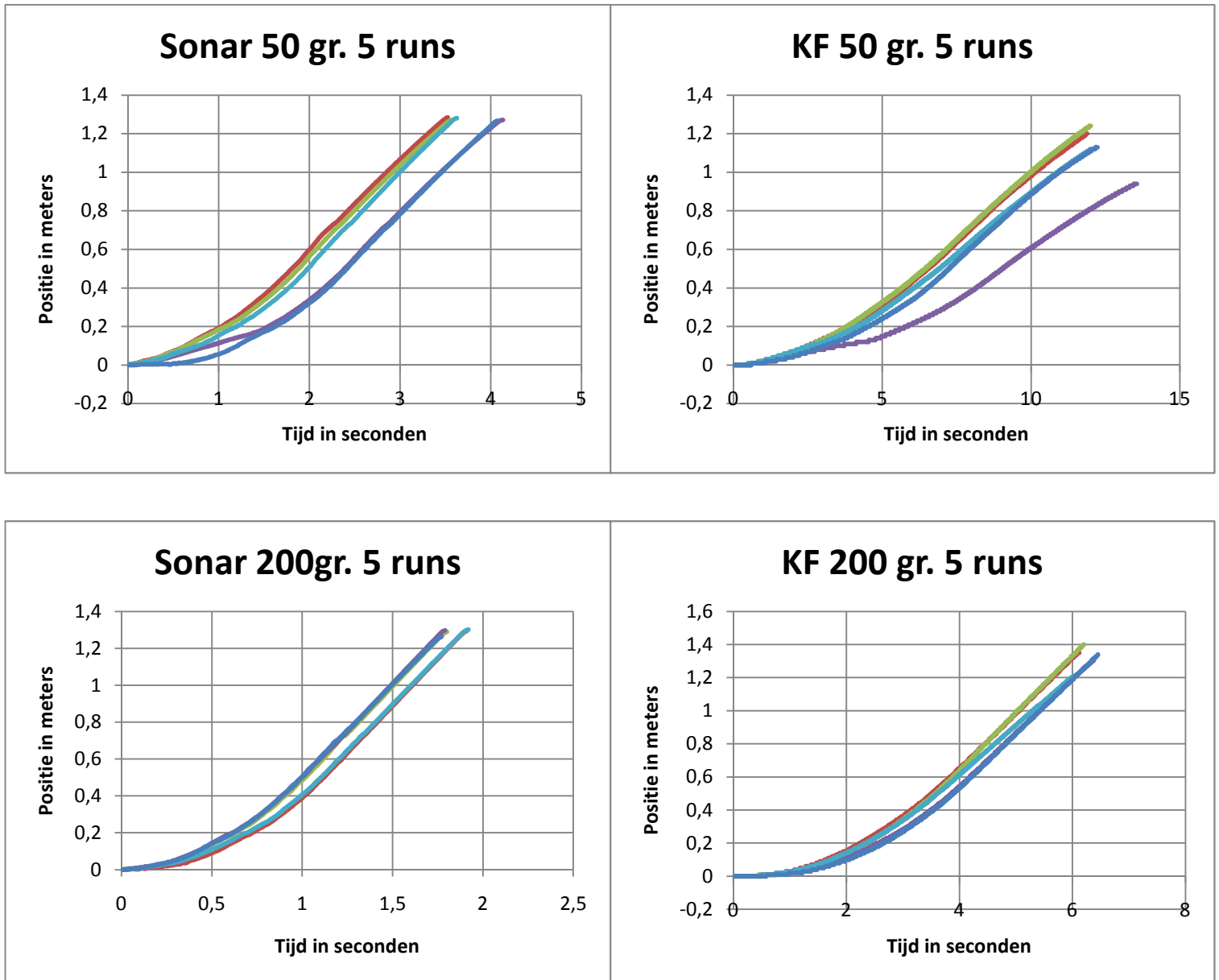
De sensormodule is op een kar bevestigd. Deze kar wordt over een baan versneld. De baan heeft een lengte van ongeveer 130cm. Voor het experiment is de kar over een vaste afstand, ongeveer 40 centimeter, met een bijna constante versnelling versneld. De baan loopt horizontaal. De baan is kaarsrecht waardoor de kar een vast traject aflegt. Dit traject wordt gemarkeerd door twee barrières. De eerste barrière wordt gebruikt om vanaf een vast punt te starten. De tweede barrière wordt gebruikt om een eind punt vast te stellen. De kar wordt versneld door een gewicht. Het gewicht is bevestigd aan de kar via een draad. De draad loopt over de lengte van de baan om aan het einde van de baan een hoek van 90 graden te maken en zo verticaal te vallen. Er zijn twee verschillende gewichten gebruikt, namelijk een gewicht van 50 gram en een gewicht van 200 gram.



Figuur 4: Proefopstelling

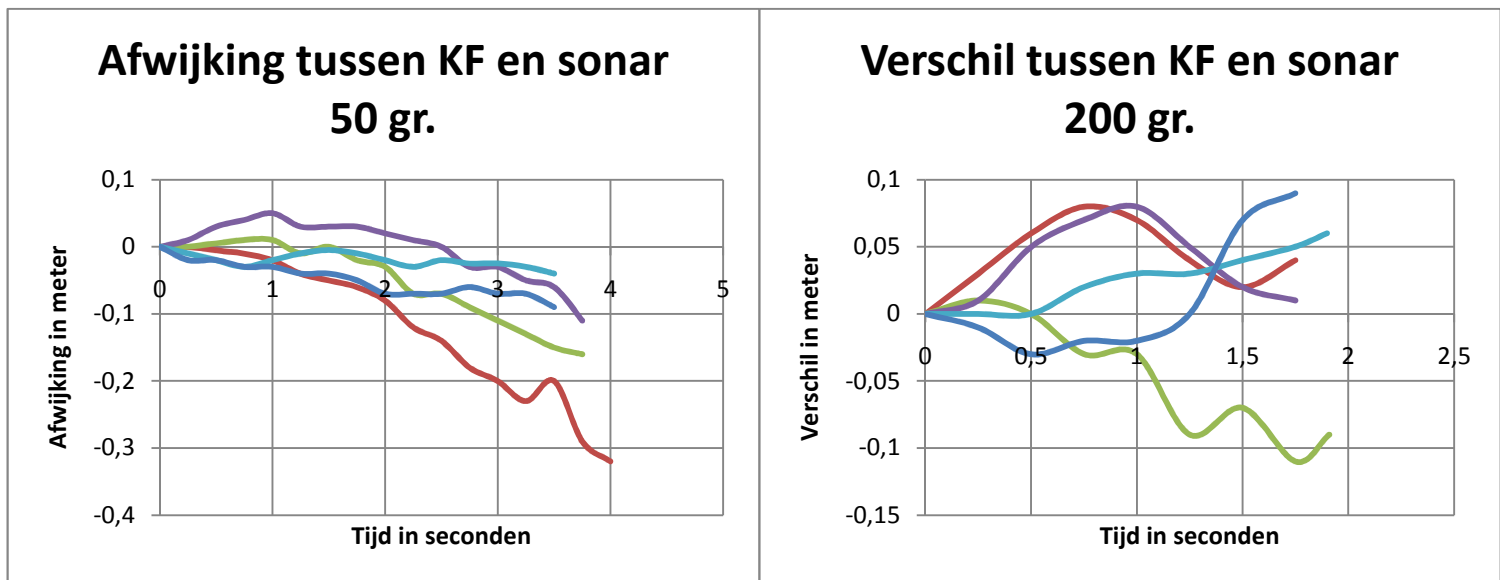
Aan het begin van de baan is een sonar opgesteld. Deze sonar meet de afstand tot de kar. Deze sonar is gekalibreerd voor de afstand van de baan. Hij meet met een snelheid van 100 hertz. De sonar wordt uitgemeten via een computer. De sensor kan een maximale versnelling van 6g meten. Op het moment dat de kar aan het einde van de baan komt vindt er een botsing plaats. Op het moment van de botsing treedt er een zeer plotselinge snelheidsverandering op. Tijdens deze verandering worden de grenzen van de sensoren overschreden. De meetresultaten zijn daarom opgenomen tot het moment van de botsing. Tevens is er geen directe koppeling tussen de metingen van de sonar en de sensormodule. Hierdoor hebben beide een ander moment waarop er begonnen is met meten. Ook dit verschil is gecorrigeerd. Bij de sonarmetingen is gekeken wanneer de positie veranderd. Zodra de positie verandert is het experiment begonnen. Voor de sensormodulemetingen is gekeken naar de acceleratie. Zodra de versnelling begint te fluctueren is de sensor module begonnen met accelereren.

8.4.2 Meetresultaten



Figuur 5: Meetresultaten van testopstelling en berekende resultaten

De meetresultaten lijken een sterke overeenkomst te hebben. Een belangrijke afwijking is de tijd. Dit wordt veroorzaakt door de sensormodule. Hier wordt bij de aanbevelingen op in gegaan. Wel is het duidelijk dat er een afwijking tussen de metingen zit. Deze afwijking wordt in het volgende figuur afgebeeld.



Figuur 6: Verschil tussen gemeten positie en berekende positie

Opvallend is dat de afwijking bij de 50 grams proeven steeds negatief wordt. Uit de verschillen met de 200 grams proeven lijkt het er op alsof dit een toevalligheid is en niet iets structureels. Ook lijken de afwijkingen sterk toe te nemen naarmate de proef langer duurt. Bij een aantal metingen lijkt het verschil zelfs versneld toe te nemen.

Een brandweerman kan voor ongeveer 25 minuten ingezet worden. De proef met de minste afwijking heeft een afwijking van ongeveer 5 cm over een periode van 3,5 seconden. Over een gehele inzet van een brandweerman zou dit op zijn best een afwijking van 10 meter veroorzaken. Deze precisie is dus niet goed genoeg voor een langdurige inzet.

8.5 Verklaring van de meetresultaten

Tijdens het meten van de acceleratie zal er ruis optreden. Deze ruis zorgt er voor dat de meting iets afwijkt van de werkelijke waarde. Door de integratie van versnelling naar snelheid en de integratie van snelheid naar positie zal de ruis van één enkele meting voor altijd in de meetresultaten bewaard blijven. In het volgende voorbeeld zal dit in detail uitgelegd worden:

Stel een voetganger staat stil dan zullen zijn versnelling en zijn snelheid 0 zijn. De echte meting wijkt echter af door de invloed van ruis. De meting (a) op tijdstip t ziet er dan als volgt uit:

$$a_x(t) = \text{toestand} + \text{ruis}$$

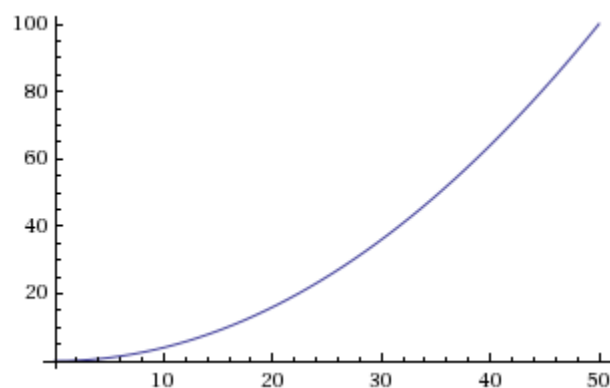
Aangezien we stil staan zal dus alleen de ruis nog overblijven. Als we deze functie integreren over t krijgen we de volgende formule:

$$v(t) = \text{ruis} \times t$$

De volgende integratie zorgt voor de volgende formule:

$$p(t) = \frac{1}{2} \text{ruis} t^2$$

De orde grootte van deze formule is t^2 . Dit betekend dat de formule kwadratisch groeit naarmate t toeneemt.

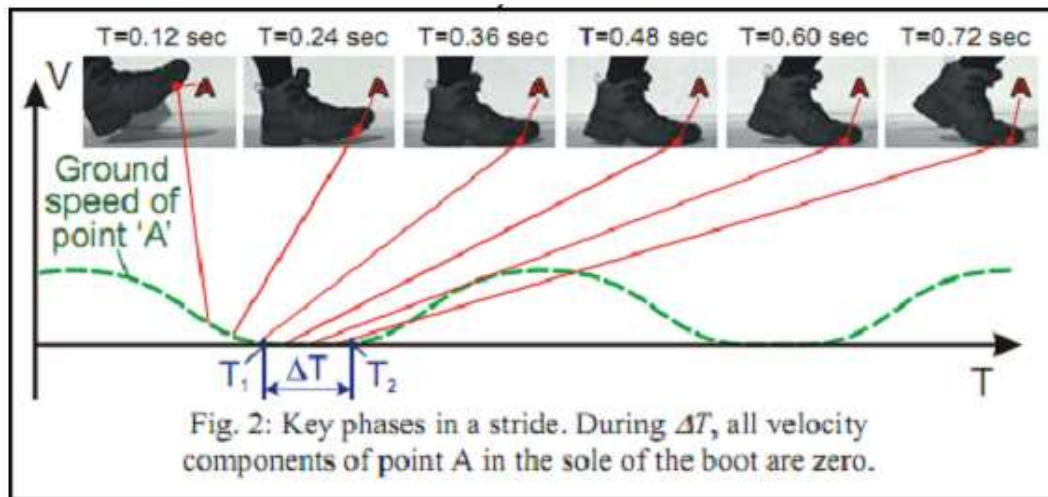


Figuur 7: Groei van ruis. X-as is de tijd en Y-as is de positie

Omdat de ruis kwadratisch groeit is het van belang om de ruis zo laag mogelijk te houden. Door ontwikkelingen van de techniek beginnen deze ruiswaarden te krimpen en is het misschien mogelijk om deze techniek toe te passen in kleine systemen. Ook zijn er mogelijkheden om deze kwadratische groei af te remmen. Eén mogelijkheid wordt besproken in het volgende hoofdstuk.

9. Zero velocity updates

Een normale looppas heeft een vaste structuur. Tijdens een looppas staat er altijd 1 voet op de grond. Op dit moment staat de voet nagenoeg stil. Dit moment kan gebruikt worden om de snelheid te corrigeren. Ook zou de gyroscoop stil moeten staan. Op dit moment kan dus ook het kompas gecorrigeerd worden.

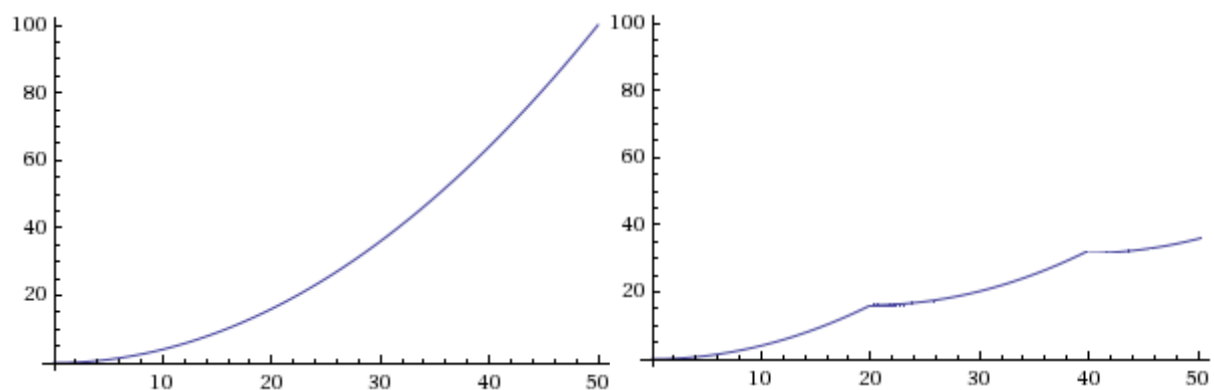


Figuur 8: Typsche loop uit Ojeda en Borenstein (2007)

Op de bovenstaande afbeelding is te zien hoe een voet neergezet wordt. Op $T_1 (= 0,36s)$ staat de voet voor het eerst stil. Tijdens $T_2 (= 0,72s)$ begint de voet weer met bewegen. Tussen T_1 en T_2 staat de voet stil. Het detecteren van T_1 en T_2 is van belang en later in dit hoofdstuk staan verschillende manieren om dit te detecteren.

9.1 Belang van zero velocity updates

Zoals aangegeven in hoofdstuk 8 is de invloed van ruis kwadratisch. Door deze snelle groei worden de resultaten snel onbetrouwbaar. Als de voet stilstaat kan er opnieuw begonnen worden met integreren. Hierdoor worden er over kortere intervallen door gerekend met afwijkingen van de ruis. Door de kwadratische groei van het effect van de ruis is dit zeer waardevol.



Figuur 9: groei van ruis zonder en met zero velocity updates. Op de x-as staat de tijd en op de y-as de positie.

In bovenstaande afbeelding is duidelijk te zien dat de ruis veel minder snel groeit met zero velocity updates dan zonder. Naarmate een interval korter duurt zal de ruis een steeds geringere rol gaan spelen.

9.2 Detectie van stilstand

Er zijn vier methodes gedocumenteerd en onderzocht door (Skog et al, 2010) namelijk:

1. Variatie in acceleratie detectie
2. Verschil in acceleratiegrootte detectie
3. Hoeksnelheidsdetectie

Uit metingen gedaan door hen blijkt dat alle 4 de methodes gelijke precisie hebben.

Methode 1 berust zijn detectie op het feit dat als een voet stil staat er geen verschil in acceleratie is. Hierdoor zullen de versnellingsensoren gedurende stilstands periode een bijna gelijke meting geven. Alleen meetruis zal deze meting verstoren. Als tijdens een periode de waardes relatief stabiel zijn kan er aangenomen worden dat de voet stil staat.

De acceleratiegrootte verschil detectie methode maakt gebruik van hetzelfde feit als methode 1. Echter wordt er hier de grootte van de totale versnellingsvector gemeten. De grootte van deze vector is tijdens stilstand 1g. Als de voet zich gaat bewegen zal de grootte van deze vector ook veranderen. Tevens zal ook de enige verstoring hiervan plaatsvinden door meetruis.

De derde methode gebruikt de gyroscoop om te meten of een voet draait of niet. Tijdens het bewegen van de voet zal de voet van oriëntatie veranderen en zullen dus de gyroscopen verschillende waardes aangeven. Hier zou eventueel ook het kompas bij betrokken kunnen worden.

9.3 Implementatiesuggesties

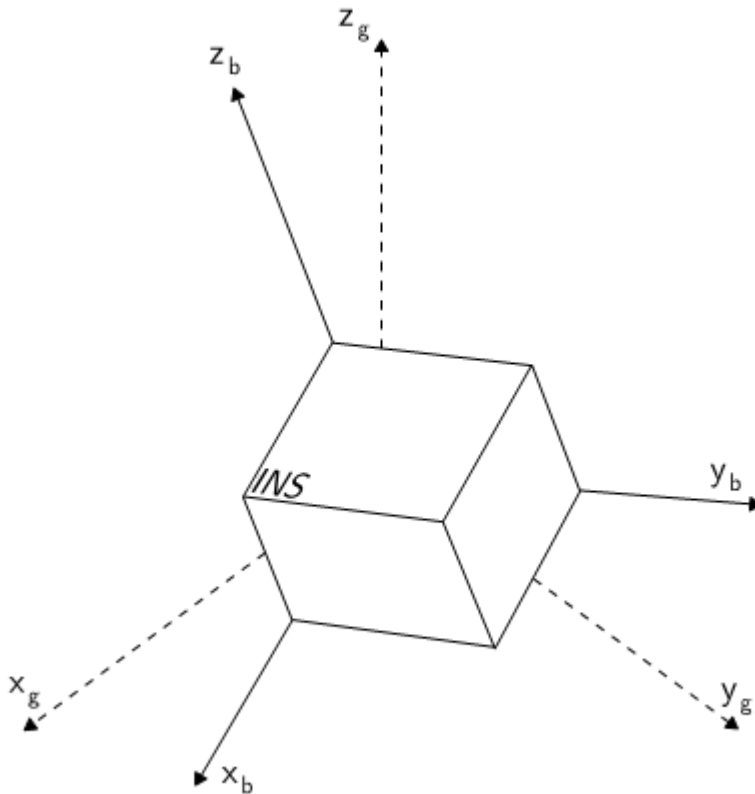
Verschillende matrices van het Kalman-filter kunnen allemaal tijdsgebonden zijn. Door een set van twee verschillende matrices te maken kan het gedrag van het Kalman-filter snel worden aangepast. Eén set van matrices beschrijft de toestand van de voet in stilstand, en de andere set beschrijft de toestand van de voet tijdens het bewegen.

De set van matrices tijdens stilstand zal dan de hoekversnelling, snelheid en de versnelling op 0 instellen terwijl de positie behouden blijft. Als een node een vaste en stabiele oriëntatie heeft op een brandweermanlaars kan hier gebruik van worden gemaakt. De vector van het aardmagnetisch veld kan dan alleen geroteerd zijn rond de z-as.

Voor de verschillende detectie mogelijkheden zijn meerdere meetresultaten nodig om te bepalen of een voet stilstaat. Dit betekent dat er een buffer nodig is die een aantal meetresultaten opslaat. De grote van deze buffer moet lang genoeg zijn om voldoende meetresultaten te bevatten. Ook is er een boekhouding nodig die bijhoudt wat de toestand van het systeem is tijdens een sample.

10. Oriëntatie van een node

Omdat de node aan een laars van een brandweerman wordt bevestigd verandert de oriëntatie van de IMU tijdens het lopen. Dit heeft als gevolg dat de gemeten acceleraties gecorrigeerd moeten worden voor de stand van de IMU.



Figuur 10: referentie assenstelsel en INS uit (Woodman, 2007)

In het bovenstaande figuur is te zien hoe de IMU geroteerd kan zijn ten opzichte van het globale assenstelsel. De as X_g geeft het noord-zuid richting aan, de as Y_g geeft de oost-west richting aan. Z_g staat haaks op het vlak X_g, Y_g en wijst dus eigenlijk verticaal van de aarde. De IMU heeft zijn eigen assenstelsel. Dit assenstelsel is gedraaid ten opzichte van het referentie assenstelsel.

In de IMU zit een 3 dimensionaal kompas en een 3 dimensionale gyroscoop. Het kompas meet de magnetische veldsterkte langs de drie assen van de IMU. De gyroscoop meet de hoeksnelheid van de IMU rond deze assen. De totale veldsterkte zal bij rotatie van de IMU niet verschillen. Wel zullen de metingen langs de verschillende assen verschillen. Door gebruik te maken van deze gegevens kan de oriëntatie van de de IMU ten opzichten van het globale assenstelsel geschat worden.

10.1 Correctie van magnetisch naar geografisch noorden

Het geografische noorden komt niet overeen met het magnetische noorden. Bijna alle kaarten gebruiken het geografische noorden. Om de positie op een kaart te bepalen zullen dus de

verplaatsingen van de brandweerman uitgedrukt moeten worden in de richtingen van het geografische assenstelsel.

De afwijking tussen het geografisch noorden en het magnetisch noorden is gedefinieerd door een vector. Deze vector beschrijft de hoek en kracht van het magnetisch veld ten opzichte van het geografische noorden. Deze vector wordt in zijn geheel gedefinieerd door twee hoeken, de declinatie en inclinatie, en de veldsterkte.

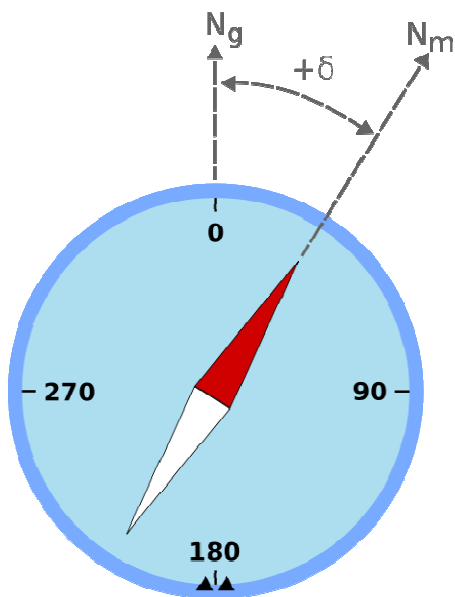
De declinatie is het verschil in richting tussen het geografische en magnetische noorden. Deze afwijking zorgt voor een zijdelingse afwijking bij een kompas. De magnetische inclinatie geeft de hoek tussen de horizon en het magnetisch noorden.

De declinatie, inclinatie en veldsterkte verschillend per positie. Enkele voorbeelden zijn:

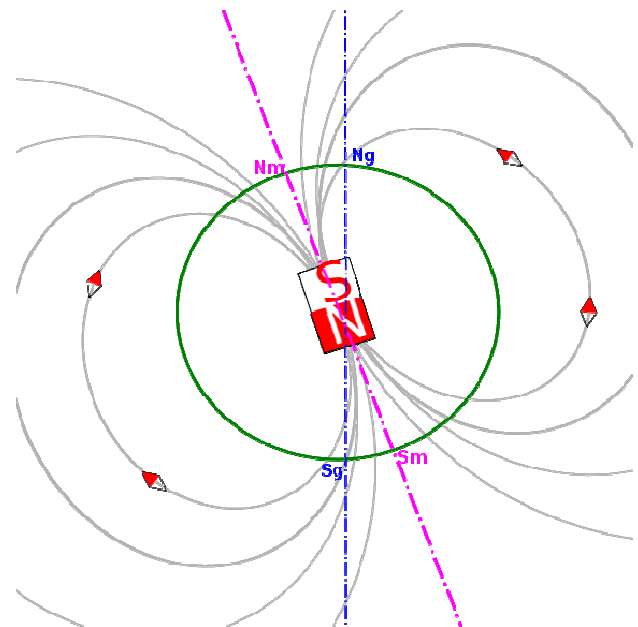
Stad	Magnetische declinatie	Magnetische inclinatie	Veldsterkte in nT
Groningen	0.36 oostelijk	68,4	49277,7
Maastricht	0.28 oostelijk	66,10	48617,9
Enschede	0.46 oostelijk	67,19	49034,1
Amsterdam	0.6 oostelijk	67.20	48993,3

Bron: magnetic-declination.com

Dit betekent dat per regio er aanzienlijke verschillen kunnen zijn. Deze waarden zullen dus instelbaar moeten zijn.

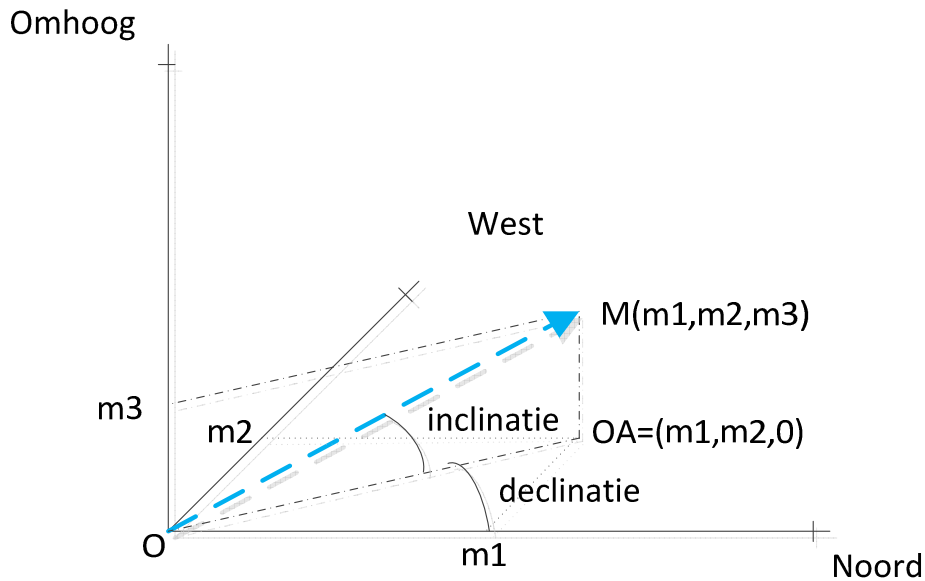


atie



e inclinatie

Bij een orthogonaal assenstelsel is de vector M gedefinieerd door 3 punten, m_1, m_2 en m_3 . $|M|$ is de magnetische veldsterkte en is gelijk aan $\sqrt{m_1^2 + m_2^2 + m_3^2}$.

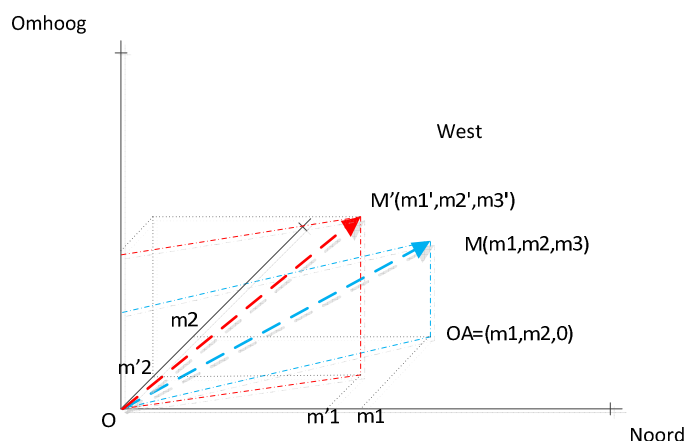


De volgende formules kunnen worden opgesteld:

- (1) $m_3 = \text{veldsterkte} \times \sin(\text{declinatie})$
- (2) $|OA| = \sqrt{m_1^2 + m_2^2}$
- (3) $m_2 = |OA| \times \sin(\text{inclinatie})$
- (4) $m_1 = |OA| \times \cos(\text{inclinatie})$

Nu zijn alle componenten in zijn elementen ontbonden.

Zodra de node gaat draaien zal de vector M ook draaien. De nieuwe vector is M' . Deze vector wordt gemeten door het kompas in de IMU. Deze meet 3 eenheden (m_1', m_2', m_3') in de assen van de IMU. Hierbij geldt dat $|OM| = |OM'|$. Hierdoor kunnen er nieuwe hoeken worden berekend.



- (5) $\text{declinatie}' = \tan^{-1} \frac{m_2'}{m_1'}$
- (6) $\text{inclinatie}' = \sin^{-1} \frac{m_3'}{\text{veldsterkte}}$

Door deze veranderde declinatie aftrekken van de lokale declinatie kan de rotatie, rond de loodrechte as, berekend worden. Door de veranderde inclinatie aftrekken van de lokale inclinatie kan de hoek met de horizon berekend worden. Dit is dat als er recht naar het geografisch noorden wordt gekeken. Omdat het een orthogonaal assenstelsel is staat de laatste onbekende hoek recht op het vlak dat gevormd wordt door deze twee hoeken.

10.2 Combinatie kompas en gyroscoop

De oriëntatie van de IMU kan gemeten worden door het kompas. De metingen van het kompas bevatten ook ruis. In onze IMU zit echter ook een gyroscoop. Deze gyroscoop kan gebruikt worden om de stand van de IMU te voorspellen. Deze meting kan meegenomen in de autonome verandering van het systeem en zal dus een systeem eigenschap zijn. Het gewicht van de voorspelling en de gemeten waarden van het kompas zullen sterk afhankelijk zijn van de standaard deviatie.

Voor de gyroscoop zal een integratie moeten plaats vinden. Het betreft hier namelijk een hoeksnelheid. Dit verandert de precisie van de voorspelling. De standaarddeviatie van het kompas zal daarom ook erg belangrijk zijn.

11. Conclusies

Het Kalman-filter is voor dit project goed toepasbaar. De sensoren in de sensormodule zijn onderzocht. De ruis die deze sensoren ondervinden is normaal verdeeld. Tevens zijn de standaarddeviaties in kaart gebracht. Het Kalman-filter is goed toepasbaar voor gegist bestek. Mocht er in de toekomst een niet lineair systeem gebruikt worden kan het "extended Kalman filter" gebruikt worden. Hier is een duidelijke beschrijving van gegeven.

De meetresultaten van het uitgevoerde experiment bevestigen dat de sensoren zeer precies zijn. Helaas zijn ze nog niet precies genoeg voor de langdurige inzet van een brandweerman. Als een brandweerman 25 minuten, de maximale duur van een inzet, het systeem zou gebruiken zou de afwijking gemakkelijk 10 meter kunnen zijn. De oorzaak van deze onnauwkeurigheid is de kwadratische groei van de ruis in de tijd.

De groei van ruis is tegen te gaan door gebruik te maken van zero velocity updates. Deze techniek maakt gebruik van de manier waarop een voet beweegt tijdens een stap. Tijdens een kort interval staat de voet stil op de grond. Hierdoor is het mogelijk om met een regelmatig interval de snelheid te bepalen. Hierdoor kan de integratie fout van de versnelling gecorrigeerd worden. Er zijn 3 methoden om deze stilstand te detecteren. Twee methoden maken gebruik van de acceleratiemeters. De derde methode gebruikt de gyroscopen. De verschillende methoden zullen weinig tot geen verschil maken op de uiteindelijke precisie. Deze drie methoden zullen een buffer moeten gebruiken om de systeem toestand te classificeren.

De sensormodule zal van oriëntatie veranderen wanneer hij op de laars van een brandweerman bevestigd is. De oriëntatie is te berekenen met de gyroscopen en kompassen van de sensormodule. Het geografisch en magnetisch noorden verschillen van elkaar. Hierdoor ontstaat er een afwijking in de meting van het kompas. Ook in Nederland zijn er significante verschillen in deze afwijking. Een wiskundige beschrijving is gegeven om dit verschil op te delen in de verschillende invloeden op het kompas.

De volgende stappen in dit project zijn het berekenen van oriëntatie van de matrix. Hier moet een translatiematrix voor berekend worden. Deze matrix moet de hoek berekenen van de sensormodule ten opzichten van het geografische assenstelsel. Wanneer dat gedaan is kan er gebruik worden gemaakt van "zero velocity updates" om de precisie van de plaatsbepaling te verhogen. De dan behaalde resultaten zullen moeten uitwijzen of er nog vervolg onderzoek nodig is. Eventuele richtingen van onderzoek zijn opgenomen in de aanbevelingen.

12. Aanbevelingen

12.1 Onderzoek naar de looppas van de brandweerman

Een brandweerman heeft een vast protocol hoe hij een brandend gebouw betreedt. Tijdens het betreden van een gebouw volgt een brandweerman de muren. Hij houdt altijd de muur aan één bepaalde zijde. De voet aan deze zijde gebruikt hij dan om de muur af te tasten. Met deze voet zal hij dus veelvuldig tegen de muur stoten.

Deze vorm van lopen kan een aantal problemen opleveren. Enkele vragen die gesteld kunnen worden zijn:

1. Wat gebeurt er met de precisie als de sensormodule zit op de voet die gebruikt wordt voor het aftasten?
2. Is het mogelijk om te detecteren welke voet wordt gebruikt voor het aftasten?
3. Heeft de voet die niet gebruikt wordt nog een normale looppas?

Een belangrijk component van de plaatsbepaling maakt gebruik van de vorm van een looppas. Mocht deze looppas bij een brandweerman substantieel anders zijn kan dit invloed hebben op de precisie.

12.2 Gebruik van 2 sensoren

Door aan elke laars een sensormodule te bevestigen kunnen twee afzonderlijke schattingen gemaakt worden. Deze schattingen moeten met elkaar te combineren zijn waardoor de precisie toeneemt. Tevens kunnen beide sensormodules nooit meer dan één pasafstand van elkaar zijn verwijderd.

12.3 Smoothing

De meetgegevens worden in dit verslag op chronologische volgorde verwerkt. Zodra een brandweerman zijn voet heeft neergezet wordt de snelheid weer op nul gesteld. Deze snelheidsafwijking ontstaat door meetruis. Het is echter ook mogelijk om in tegenovergestelde volgorde de positie te schatten. Zo worden er per meting twee schattingen gemaakt van de positie van de brandweerman, één voorwaarts en één achterwaarts rekenend. Beide hebben een bepaalde precisie. Van deze twee schattingen kan een gewogen gemiddelde genomen worden met als gewicht deze precisie. Een nadeel van deze methode is wel dat er enige vertraging optreedt en dat er meer vereist wordt van het systeem. De benodigde rekenkracht zal minimaal verdubbelen. Ook moet er van minimaal de laatste pas alle meetgegevens worden opgeslagen.

12.4 Bug in de sensor

Meetresultaten suggeren dat er een bug in de sensormodule zit. Er lijkt iets mis te zijn met de tijdsregistratie van de sensor. De sensor lijkt niet goed te detecteren dat er voor de acceleratiemeter geen nieuwe meetresultaten beschikbaar zijn. Tevens is de tijdsindicatie die gebruikt wordt geen tijdsindicatie maar een teller. Deze teller loopt heeft maximaal 16 bits en dit vormt een beperking. Wanneer er over langere periodes gemeten wordt krijgen metingen dezelfde tijdsregistratie. Hierdoor is het moeilijk om te onderscheiden in welke volgorde metingen gedaan zijn.

13. Literatuurlijst

Maybeck, P. (1979). *Stochastic Estimation and Control, Volume 1*. Londen, San Francisco, New York: Academic Press.

Ojeda, L., & Borenstein, J. (2007). Personal Deadreckoning System for GPS-denied Environments. *IEEE International Workshop on Safety, Security and Rescue Robotics*. Rome, Italy.

Sondervan, N., & van Leeuwen, H. (2011). *Onderzoeksrapport Indoor Lokalisatie*. Enschede: Kenniscentrum Design en Technologie.

Welch, G., & Bishop, G. (2001). *An introduction to tghe Kalman Filter*. Chapel Hill: ACM,inc.

Woodman, O. J. (2007). An introduction to inertial navigation. (p. 37). Cambridge: University of Cambridge.

14. Appendix A: Precisiesensoren

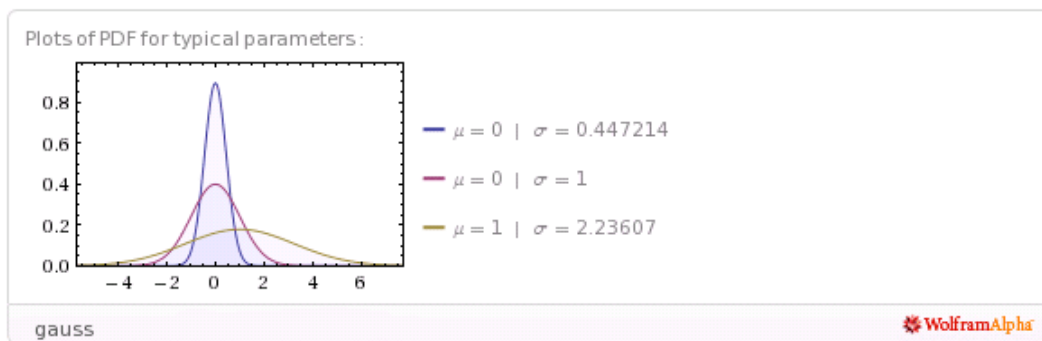
Voor het Kalman-filter is het van belang dat de ruis van metingen van een sensor normaal verdeelt is. Bij de gebruikte sensormodule was dit niet bekend. Om dit zeker te weten is er onderzoek gedaan naar de sensor.

De sensormodule in kwestie is de pro-move 2 van inertia techonolgies. Deze sensor bevat drie sensoren. Elke sensor kent drie graden van vrijheid. Dit betekend dat elke sensor een x, y en z richting kent. Elke sensor kent een aantal instel mogelijkheden. Elke sensor heeft een verschillend dynamisch bereik en bemonsteringstijd. Via een meegeleverd programma kan de sensor bedient en uitgelezen worden.

De uitgelezen waardes worden opgeslagen in een CSV-bestand. Ook krijgt elke meting een tijdsindicatie. Wanneer verschillende sensoren met een verschillende bemonsteringstijd worden uitgelezen dan kan het zijn dat een bemonstering geen waardes heeft voor alle sensoren.

14.1 Berekening van de normaalverdeling

De normaal verdeling kent twee belangrijke variabelen. De eerste is het gemiddelde van alle metingen en de tweede is de standaarddeviatie. De standaarddeviatie bepaalt de vorm van de grafiek. Het gemiddelde bepaalt de top van de grafiek.



Figuur 13: 3 voorbeelden van een normaalverdeling

De standaarddeviatie is de gemiddelde afwijking van het gemiddelde. Het gemiddelde(μ) kan berekend worden door alle metingen te sommeren en dat vervolgens te delen door het aantal metingen(N).

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{meting}_i$$

De standaarddeviatie(σ) zal berekend moeten worden met een steekproefvariantie. De formule hiervoor is:

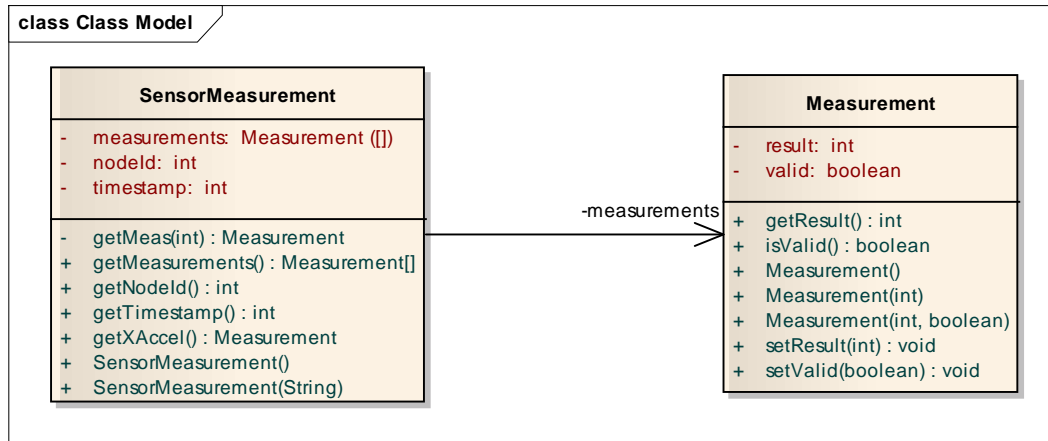
$$\sigma^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (\text{meting}_i - \mu)^2$$

14.2 Software implementatie

De sensormodule die wij gebruiken levert de meetwaarden op de volgende manier aan:

`timestamp,node-id,ax,ay,az,cx,cy,cz,gx,gy,gz,rssi,rtc,imas`

Deze gegevens worden opgeslagen in 2 klassen.



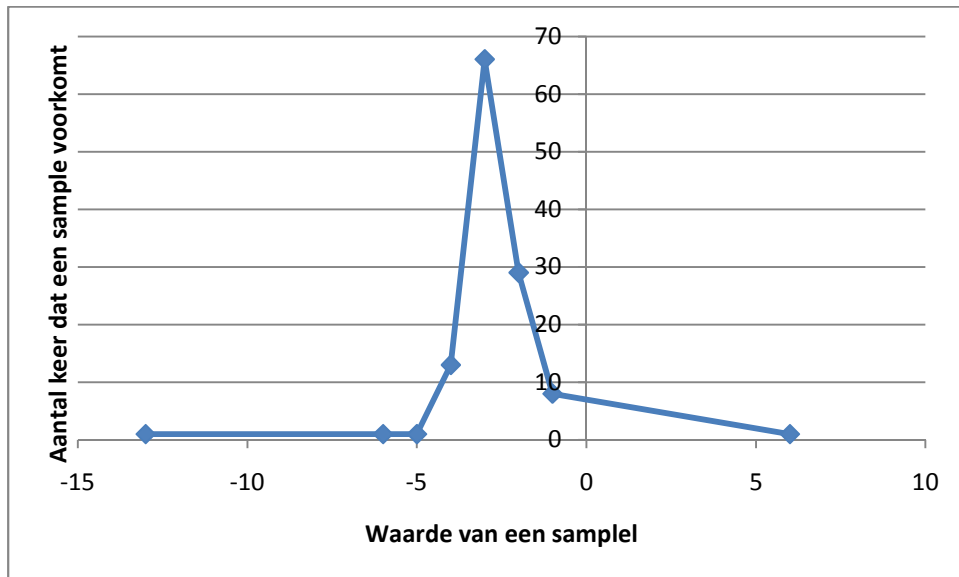
Figuur 14: UML Diagram van een meting

Niet elke meting die van de sensormodule ontvangen wordt zal meetgegevens van elke sensor bevatten. Om dit bij te houden zijn er twee klassen nodig. Door deze manier van vormgeven zal de geldigheid van een meting altijd bij de meetwaarde zelf opgeslagen worden.

De rest van de software bestaat uit een aantal op elkaar volgende lussen. De eerste lus leest alle gegevens uit het opgeslagen bestand. De volgende lus berekend het gemiddelde en hoeveel geldige metingen er zijn. De laatste lus berekend de standaarddeviatie. Ook wordt in deze lus opgeslagen hoe vaak een waarde gemeten wordt. Dit wordt opgeslagen in een red black tree. Een red black tree is een zichzelf balancerende binaire boom.

14.3 Meetresultaten

Uit metingen blijkt dat de acceleratiemeter een standaard deviatie heeft van ongeveer 2,868. Dit is gemeten met een dataset van 1 uur. Tijdens dit uur heeft de sensormodule stil gelegen. De onderstaande grafiek is van een kleinere set met meetgegevens. In deze grafiek is duidelijk te zien dat de functie bij benadering normaal verdeelt is. Wanneer er meer resultaten worden gebruikt zal de grafiek een veel duidelijkere punt hebben en kan de afvlakking niet goed meer gezien worden. Belangrijk bij deze grafiek is dat de grafiek bij benadering symmetrisch is.



Figuur 15: Grafiek met meetresultaten van de acceleratie meter

15. Appendix B: Wiskundige begrippen

In dit hoofdstuk worden een aantal wiskundige begrippen uitgelegd die nodig zijn voor het begrijpen van het Kalman-filter. Deze appendix is geschreven voor studenten van de opleiding Technische Informatica van Saxion. Niet alle wiskunde zal hier worden uitgelegd. Het gaat hier in het bijzonder om de Jacobiaan en partiële afgeleiden.

15.1 Basisbegrippen

Lineaire functie:

$$f(x) = ax + b$$

Hierbij zijn a en b constanten.

Discrete functie: Een functie waarbij tijdsmomenten los van elkaar staan; het tegenovergestelde van een continue functie.

15.2 Extended Kalman-filter

In deze paragraaf worden de Jacobiaan en de partiële afgeleiden behandeld.

Er kunnen functies zijn die meerdere invoer variabelen hebben. Een functie met twee invoervariabelen zou zo genoteerd kunnen worden: $f(x, y)$. Dit is een voorbeeld van deze functie:

$$f(x, y) = x^2 + xy + y^2$$

De partiële afgeleide betekent dat er niet de gehele afgeleide wordt genomen ($f'(x, y)$), maar een afgeleiden over een van de twee variabelen. Bijvoorbeeld:

$$\frac{\partial f}{\partial x} = 2x + y$$

De Jacobiaan van een functie is een matrix met daarin alle partiële differentiëlen. De functie betreft hier dan:

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = (f_1(x_1, x_2, \dots, x_n), \dots, (f_m(x_1, x_2, \dots, x_n))$$

Waarbij geldt dat:

$$f: R^n \rightarrow R^m$$

Wat hier eigenlijk staat is dat er een functie is met n invoerelementen die m uitvoeren geeft. Dit betekent dat er m functies zijn die elk gebruik maken van een (deel-)verzameling van de invoerelementen n.

De Jacobiaan van $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ kan weergegeven worden in de volgende matrix:

$$J(f) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_m}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_m}{\partial x_n} \end{bmatrix}$$

Er staat hier eigenlijk dat elke functie afgeleid moet worden over elke invoervariabele. Als een functie die specifieke invoervariabele niet heeft dan komt er nul te staan in de matrix.

16. Appendix C: Toestandsruimtemodel

Het toestandsruimtemodel is een manier om een systeem te modelleren. Hierin worden de toestand en in- en uitvoervariabelen opgeslagen in vectoren. Deze manier van weergeven is een eenvoudige en compacte manier om een systeem weer te geven. De naam van dit model geeft al aan dat de vector met alle toestanden de totale ruimte van toestanden van het model weergeeft. De in- en uitvoervariabelen worden ook in vectoren gemodelleerd.

In de toestandsvector worden alle essentiële variabelen opgeslagen die nodig zijn om de gehele toestand van het model weer te geven. Het kan zijn dat er hierdoor minder variabelen worden opgeslagen dan dat er gemeten worden, of, in het geval van dit onderzoek, meer variabelen dan er gemeten worden. Het is van belang om alle variabelen op te slaan die nodig zijn om het model te beschrijven.

De invoervariabelen worden vaak de stuursignalen genoemd. Dit is omdat deze invoer vaak gebruikt wordt om de toestand van het systeem te sturen. De uitvoervariabelen zijn de dingen die gemeten worden door het systeem. Deze uitvoervariabele veranderen door de toestand van het systeem.

Het toestandsruimtemodel kan in de volgende formules worden gevat:

$$(1) \quad \dot{x}(t) = A(t)x(t) + B(t)u(t)$$

$$(2) \quad y(t) = C(t)x(t) + D(t)u(t)$$

Hierbij is $x(t)$ de systeemtoestand, $u(t)$ zijn de stuursignalen en $y(t)$ zijn de uitvoervariabelen. Dit zijn allemaal vectoren. A,B,C en D zijn matrices. Er zijn verschillende varianten van het bovenstaande model. Een veel voorkomende variant is het tijdsinvariante model, waar de matrices constant zijn. Bij een andere variant komt de term $D(t)u(t)$ niet voor. Deze term heet de directe-doorvoer-term. $A(t)x(t)$ geeft de verandering van het systeem weer als er verder geen stuursignalen zijn, dit heet ook wel het autonome gedrag. Deze term wordt vaak ook de autonome verandering genoemd. Dit is omdat dit het gedrag is van het systeem als er geen stuursignalen zijn. $B(t)u(t)$ beschrijft de invloed van de stuursignalen op de systeemtoestand.