Treghetsnavigasjon i bil for ulykkesanalyser

Ole Martin Pedersen

Institutt for teknisk kybernetikk —
NTNU 2004

Forord

Denne rapporten er et resultat av prosjektoppgaven ved Institutt for Informasjonsteknologi, Matematikk og Elektroteknikk på NTNU. Veileder har vært professor Börje Forssell. I denne oppgaven er det diskutert bruken av en kalmanfiltermodell for et billig integrert skrogfast treghetsnavigasjonssystem. Denne navigasjonsenheten tenkes brukt som 'svart boks' for myndigheter, trafikkforskere og forsikringsselskaper med tanke på skadeoppgjør og skyldsspørsmål ved trafikkulykker og kollisjoner. Undertegnede ønsker å takke professor Börje Forssell for uvanlig stor tålmodighet og mange gode råd og kommentarer.

Innhold

1 Sensorer **3**
1.1 Applikasjoner i biler . . . 3
1.2 Akselerometer . . . 6
1.2.1 Feilkilder i akselerometre . . . 6
1.3 Gyro . . . 7
1.3.1 Feilkilder i gyroer . . . 7
1.4 ABS-sensorer . . . 8

2 Teori **10**
2.1 Kinematikk . . . 10
2.2 Treghetsnavigasjon . . . 13
2.3 Bestikkregning . . . 13
2.4 Veidata . . . 16
2.5 Kalmanfiltermetoden . . . 17
2.5.1 Kalmanfilter-algoritmen . . . 18
2.5.2 Numerisk beregning av ϕ_k og Q_k . . . 19

3 Modell **21**
3.1 Feilmodell . . . 21
3.2 Maskinvare . . . 23
3.2.1 Måledata . . . 23
3.3 Modell . . . 24
3.3.1 Ukjent kurs . . . 25
3.3.2 Baklengs filtrering . . . 25
3.3.3 Korreksjon for fysisk modell . . . 26
3.4 Utregning . . . 27
3.4.1 Feilanalyse . . . 28
3.5 Kalmanfiltermodell . . . 28

4 Konklusjon **31**
4.1 Videre arbeid . . . 31

Sammendrag

For forsikringsselskaper, myndigheter og forskere er det viktig å vite hva som har skjedd ved bilulykker og kollisjoner. I dag må de stole på bilførerenes versjoner, dårlig utfylte skademeldinger, eventuelle vitner og eventuelle fotografier fra ulykkesstedet. Moderne biler har mye innebygd elektronikk, og en revolusjonerende utvikling av elektroniske sensorer gjør billig treghetsnavigasjon mulig. I oppgaven skisseres en matematisk metode for sammenkobling av målinger fra et treakset treghetsnavigasjonssystem med hastighetsmåling fra doble ABS[1]sensorer på ikkedrivende hjul. Flytdiagram for å samle, behandle og korrigere data med hensyn på veidata er presentert. Rapporten diskuterer også forbedringspotensialet ved å samle allerede eksisterende sensorer i et felles nettverk, hvor forskjellige systemer samtidig kan utnytte data fra de samme sensorene.

[1]Anti-lock Brake System, blokkeringsfrie bremser

Innledning

Helt siden Henry Ford revolusjonerte bilindustrien med sitt samlebåndsprinsipp har bilindustrien utviklet seg fremover i rykk og i napp. Bedre motorer, lavere forbruk og høyere pålitelighet er faktorer som stadig forbedres. Bilens trygghet har etterhvert blitt et salgsargument, med den nå amerikanskeide bilfabrikanten Volvo[2] som en av lokomotivene. Moderne sensorteknologi har gjort det mulig å føle bilens minste bevegelser, slik at datamaskiner kan bistå sjåføren i kritiske situasjoner der kort reaksjonstid kan være forskjellen mellom liv og helseskadelige situasjoner. Innføringen av blokkeringsfrie bremser på slutten av 1980-tallet og kollisjonsputer på 1990-tallet har utvilsomt reddet liv, men forskning viser at sjåfører har en tendens til å kompensere for den ekstra trygghet noe av sikkerhetsutstyret gir. [SS97] konkluderer med at drosjesjåfører i biler med blokkeringsfrie bremser reduserer avstanden til bilen foran, mens kollisjonsputer ikke bidrar til en slik kompensasjon.

For forskere har det vært få nøyaktige empiriske data tilgjengelig for analyse av trafikkulykker. Flere nyere biler inneholder datalagringsutstyr som kan bidra til økt forståelse av, samt mer nøyaktige analyser av ulykkeshendelser. Rapporten foreslår forbedringer av datalagringsutstyret slik at bilens bevegelser i tidsrommet rundt en ulykke kan beregnes i detalj. Et slik system ønskes så rimelig som mulig, og fokus legges på billige elektroniske sensorer for før- og etterinstallasjon i biler.

[2] `http://www.volvocars.se`

Kapittel 1

Sensorer

Dagens biler er fullpakket med sensorer og målere av forskjellig slag. Særlig MEMS[1]-sensorer har det siste tiåret blitt omfavnet av bilindustrien. Slike sensorer erstatter mange eldre teknologier med billigere, mindre omfangsrike og mer pålitelige komponenter. I tillegg åpner bruken av slike sensorer for nye applikasjoner hvor kun fantasien setter grenser.

1.1 Applikasjoner i biler

Treghetssensorer har forskjellige bruksområder i dagens biler, og flere kommer til. De vanligste systemer og bruksområder per i dag er følgende:

Kollisjonsputesystemer Disse benytter seg av akselerometre som kontinuerlig måler akselerasjonen i fartsretning. Ved målt akselerasjon over en viss terskel utløses putene. Denne terskelen ligger i måleområdet 50–80g. I systemer med sidekollisjonsputer er det liten deformasjonssone, så målinger fra et enkelt akselerometer kan her være utilstrekkelig. Derfor brukes det gjerne opptil 4 akselerometre i en dør. Hypermoderne kollisjonsputesystemer som **Bosch AB9** har ifølge [Bos04] i tillegg mulighet til å bruke data fra en ultralydssonar til å beregne avstand til bilen foran. Disse målingene brukes til å beregne sannsynligheten for en kollisjon, slik at kollisjonsputen kan blåses opp noen avgjørende millisekunder før andre systemer klarer det.

Antiskrenssystemer ESP[2], Electronic Stability Program. Dette systemet er beregnet på å hjelpe sjåføren å gjenvinne kontrollen over bilen hvis den

[1] Micro-electro-mechanical-system

[2] Også kalt DSC - Dynamic Stability Control, DSTC - Dynamic Stability and Traction Control, VDC - Vehicle Dynamics Control, VSC - Vehicle Stability Control

skrenser. Det benytter seg av en gyro og et akselerometer, samt hastighetssensorer på hvert hjul. På noen systemer måles også rattutslag som tas med i beregningen. En datamaskin beregner en svingrate $\dot{\phi}$ ut fra hjulhastigheten og rattutslaget, og sammenligner denne med svingraten målt av gyroen. Hvis disse ratene er forskjellige, og/eller akselerometeret detekterer at bilen sklir til siden, så trår antiskrenssystemet inn vha. bremsing på ett eller flere hjul, eller også ved en generell momentreduksjon på motoren.

Rullbeskyttelse Flere og flere kjøretøy får rullbeskyttelse. Dette gjelder spesielt biler med høyt tyngdepunkt, slik som SUVer[3] og Pickuper, men også cabrioleter. Rulldeteksjonen benytter seg av en rategyro som måler rullvinkel og rullrate for å kunne beregne om bilen tipper. I såfall utløses sidekollisjonsputer eller en veltebøyle spretter opp. En rullrategyro er ikke nok til dette formålet, for slike store rater kan oppstå i skarpe veikurver. Derfor benyttes også et akselerometer langs z-aksen, loddrett på bilen. Mange systemer bruker også akselerometer sideveis langs y-aksen på bilen, for ved sidesleng er ikke rull lenger så sannsynlig med mindre bilen treffer f.eks en kant. Det er vanligvis ikke mulig her å bruke de samme akselerometre som sidekollisjonssystemer bruker, siden akselerasjonen ved en skrens er mye mindre enn akselerasjonen ved sidekollisjon. Derfor fordres det for rulldeteksjon et annet akselerometer med mindre arbeidsområde samt mindre støy enn det som brukes for kollisjonsputer.

Alarmsystemer Noen biler og alarmsystemer benytter måling av bilens vinkel til å utløse alarm. Ved vinkelendring på 3 grader over kort tid utløses en alarm. Her benyttes to akselerometre til denne oppgaven.

Treghetsnavigasjon Bilnavigasjonssystemer med GPS[4] blir mer og mer vanlig i biler. I Japan var hver andre nybil solgt i 2001 utstyrt med GPS-navigasjon. Siden GPS er avhengig av direkte sikt til satellitter har enkelte systemer koblet til et 3-akset treghetssystem for å hjelpe navigasjonssystemet i perioder hvor direkte sikt til satellitter ikke er mulig. Et slik system inneholder gjerne 2–3 gyroer og 3 akselerometre, og er i noen få tilfeller også koblet til bilens hastighetssensorer.

Svart boks Noen bilfabrikanter har per i dag integrert forskjellige varianter av dataloggere i sine biler. De fleste bilfabrikantene holder denne informasjonen skjult, og vil oppgi så lite data om boksene som mulig. Felles for

[3]Sports Utility Vehicle
[4]Global Positioning System

brorparten av nåværende og tidligere systemer er at de kun logger hastighet, gasspådrag og bremsepådrag i ca to sekunder før en kollisjon. Bilfabrikanten SAAB Automobile[5] er den bilfabrikant som offisielt har gått lengst med datalagring i biler. SAABs mest omfangsrike versjon av svart boks er installert i deres modell 9–5. Denne enheten lagrer rattutslag, hastighet, turtall, bremse- og gasspådrag, tente lys og om sikkerhetbeltet er spent. Ved en kollisjon lagres i tillegg data om dørene var åpne, hvordan kollisjonsputene virket samt hvor kraftig kollisjonen var.

Såvidt det er mulig å finne ut har ingen av bilfabrikantene integrert navigasjonsdata i sine svarte bokser. Det har vært store personverndebatter i flere land når det gjelder bruken av svarte bokser. Siden få bilfabrikanter har bekjentgjort eksistensen av dataloggere i privatpersoners biler har det blitt diskusjon når politiet ber om data fra bilfabrikanten etter ulykker. The Sydney Morning Herald [Jen03] skriver at en trafikant i Australia ble dømt for mord på bakgrunn av hastighetsdata fra en svart boks.

I moderne biler brukes det altså mange treghetssensorer, og i noen biler er det hele 15 sensorakser, herunder gyroer og akselerometre. Per i dag har få eller ingen bilprodusenter benyttet seg av en treakset IMU[6] i senter av bilen for å sende rådata til en enkelt datamaskin som styrer alle disse applikasjonene over. Det kan være mange grunner til det, fra mangel på ekspertise til redsel for at en feil i et delsystem skal kunne ta ned et annet. For kollisjonsputebruk er en sentral IMU uegnet, der må sensorene være plassert nært deformasjonssonene og luftputene, men for andre applikasjoner kan nok sensorer samles i en sentral IMU. Det vil være rimelig å anta at det i en moderne mellomklassebil allerede eksisterer nok sensorer til å ta ut treghetsinformasjon til mange mulige applikasjoner. Det ville dog være mye lettere å benytte treghetsdata til tenkelige og utenkelige applikasjonsformål med en sentral bussbasert[7] IMU som brukes av hele bilens elektriske system. En tenkt applikasjon for treghetssensorer i bil presenteres videre i rapporten: Etter en kollisjonsulykke kan man bruke sensordata fra bilens siste bevegelser til å beregne bilens oppførsel like før ulykkeshendelsen. Til dette tenkes brukt eksisterende ABS-følere samt en treakset IMU.

[5] Svenska Aero Aktiebolaget, `http://www.saab.com`

[6] IMU, Inertial Measurement Unit

[7] I biler brukes oftest CAN-bus-systemet, Controller Area Network

1.2 Akselerometer

Et akselerometer er en sensor som måler akselerasjon. Hovedprinsippet er at det består av en masse, et fjærende oppheng, og en føler som leser av bevegelsen på massen. Det finnes mange forskjellige metoder å lage akselerometre på. [Law98] nevner flere forskjellige typer.

Pendelakselerometre hvor en pendel i en frihetsgrad befinner seg i en lukket sløyfe. Systemet består av en masse, en hengsel og demper. Bevegelsen på massen avleses, og det finnes et system for å tilbakekoble pådrag på massen

Vibrerende akselerometre hvor resonansfrekvensen til en en streng som vibrerer endres når spenningen på strengen forandrer seg som følge av kraften på en masse festet i denne strengen

I oppgaven konsentreres det om memsakselerometer av typen "pendelakselerometer". En slik sensor er en mikromaskinert overflate av polysilisium bygget oppå en grunnflate av silisium. Fjærer laget av polysilisium henger opp massen på overflaten, og massens avbøyning oppfattes av kondensatorplater i sensoren. Som eksempel på en slik sensor er **ADXL103** fra Analog Devices.

1.2.1 Feilkilder i akselerometre

Akselerometre er ikke ideelle sensorer, men har indre og ytre feilkilder. Slike feilkilder kan deles inn i flere klasser.

Skalafaktor Utsignalet fra sensoren bør være proporsjonalt med pådraget. Da er en skalafaktor kun et forholdstall. Fra enkelte sensorer kan det likevel forekomme både andre– og tredjeordens skalafaktorer. Det er også mulig å ha forskjellige skalafaktorer på negative og positive pådrag.

Hvit støy Utgangen på akselerometre kan ha kontinuerlig tilfeldig (hvit) støy ved 0 pådrag. For ADXL103 er støytettheten $150\frac{\mu g}{\sqrt{Hz}}$, hvilket er 3 ganger dårligere enn kravet til *medium* INS-kvalitet ifølge [GBH97]. Hvit støy vil over lengre tid føre til økende feil, populært kalt "random walk."

Nullpunktsfeil Nullpunktsfeil[8] er en konstant feilvisning. Hvis en sensor ikke har pådrag, men likevel viser en respons forskjellig fra null, kalles det

[8] På engelsk: Bias

sensorens nullpunktsfeil. Akselerometernullpunktsfeil gir opphav til 2-grads feil. Bevegelseslikningen

$$s = v_0 t + \frac{1}{2} a t^2 \tag{1.1}$$

gir følgende feil på et akselerometer ved nullpunktsfeil 1mg og startfart 0 km/h:
1620m feil etter 30 min og 6480m feil etter 60 min.

1.3 Gyro

Et gyroskop[9], også kalt *gyro* er en enhet som måler *rotasjon*. Som ved akselerometre er det flere måter å lage gyroer på. Hovedtypene er

Mekaniske gyroer hvor prinsippet er at en masses spinnmoment vil forbli uforandret med mindre det påvirkes av et ytre moment. Størrelsen på dette momentet er ekvivalent med forandringen av vinkelmoment på massen. (Fra Newtons 2. lov)

Optiske gyroer baserer seg på *Sagnaceffekten*[10]. Denne beskriver faseskift i lys når lys fra to kilder går samme sti men motsatt vei. Når stien roterer vil lyset fra den ene kilden nå et gitt punkt før det andre, og dette gir informasjon om rotasjonsraten til mediet.

Mikromaskinerte gyroer baserer seg på en vibrerende masse i motsetning til en roterende. De gyroskopiske momenter på massen kommer da fra Corioliskraften. Typiske masser i mikromaskinerte gyroer er "vibrerende streng" og "stemmegaffel".

1.3.1 Feilkilder i gyroer

Gyroskop er som akselerometre heller ikke ideelle sensorer. De viktigste feilkildene er

Skalafaktor I skrogfaste IMUer vil skalafaktoren påvirke nøyaktigheten direkte, idet enkelte fartøyer kan ha en vinkelendring på 400 $\frac{\circ}{s}$, og dets gyroer må måle alle fartøyets vinkelendringer. I opphengte systemer er gyroutslaget alltid nært 0, og skalafaktoren vil derfor ikke ha like mye å si.

[9] Fra gresk, *gyros*, rotere, og *skopein*, observere
[10] Etter Georges Sagnac (1869-1926)

Nullpunktsfeil Nullpunktsfeil er en konstant feilvisning, og vil i en gyro være en tidsvarierende vinkelendring. Denne gir opphav til en tidsvarierende skeivplassering som smitter over på akselerometrene hvis da ikke måler i ønsket retning og gir opphav til feil oppfattet akselerasjon.

Det er fordeler og ulemper med alle hovedtypene gyroer. Små mikromaskinerte gyroer har i dag et lavt ytelsesnivå, men er svært billige, veldig små og tåler store påkjenninger. Mekaniske gyroer med oppheng har høy nøyaktighet, men er mekanisk kompliserte og kostbare. Optiske gyroer som ringlasergyroen (RLG) og interferometrisk fiberoptisk gyro (IFOG) har høy ytelse, men er kostbare. Det er mye forskning på optiske gyroer, og det er konstruert mikrooptiske gyroer (MOG) som virker lovende mhp. lav kostnad og god ytelse. Optiske gyroer er likevel kostbare, fra 5000NOK og oppover, og er av den grunn utelukket fra ultralavkost treghetssystemer. Per i dag fås memsgyroer fra ca 700NOK per stk. Slike gyroer er oftest basert på konseptet rundt "vibrerende stemmegaffel" eller *tuning fork*. Stemmegaffelgyroer, slik som **Murata Gyrostar ENC-03M** er basert på følgende prinsipp: En stemmegaffel er montert i et oppheng, og påføres en svingning, slik at hvert av bena svinger i motfase. Når gaffelen påføres en rotasjon om dens akse vil Coriolis-akselerasjonen påtvinge en sinusoid presesjon av bena. Amplituden til disse svingningene er proporsjonal med rotasjonsraten.

1.4 ABS-sensorer

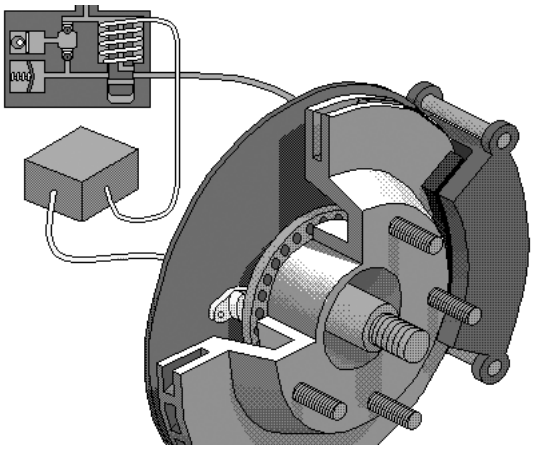
I moderne biler er det vanlig med blokkeringsfrie bremser. Slike systemer består av 4 deler, hastighetssensorer, pumpe, ventiler og kontroller. Systemet er konstruert slik at det oppdager uvanlig hurtig retardasjon på ett eller flere av hjulene. En slik svært hurtig retardasjon er ikke fysisk mulig ved normal hastighet. ABS-systemet reduserer derfor bremsekraften på hjulet til det observerer en akselerasjon, hvorpå det igjen øker bremsekraften. Dette gjøres opptil 15 ganger i sekundet.

Hastighetsensorene i slike systemer har forskjellig utforming og plassering. Noen er plassert på akselen bak bremsene, mens andre er plassert inne i differensialen. Det sistnevnte er spesielt vanlig i amerikanske biler med stiv bakaksel, samt pick-uper og små lastebiler.

Sensorene er vanligvis bygd opp av en magnetisk pick-up med en viklet spole inni, eller ved bruk av elektroniske halleffektsensorer. På hjulet er festet en perforert eller tagget stålskive[11] som roterer over sensoren. Hver tann som

[11] ABS-systemet på en Ford Escort MK6 har 74 tagger på denne skiven

passerer sensoren blir registrert, og signalet sendes videre til bilens ABS-system som regner dette om til hastighetsinformasjon . Skisse av et generisk ABS-bremsesystem i figur 1.1



Figur 1.1: Snitt av bremsesystem med ABS-sensor

Kapittel 2

Teori

2.1 Kinematikk

Ved modellering av objekters bevegelser må man vite i hvilket koordinatsystem de beveger seg. Innfører to *rammer*[1] for bevegelser; disse er høyrehånds koordinatsystemer. [EG01] gir en grundig innføring i kinematikk.

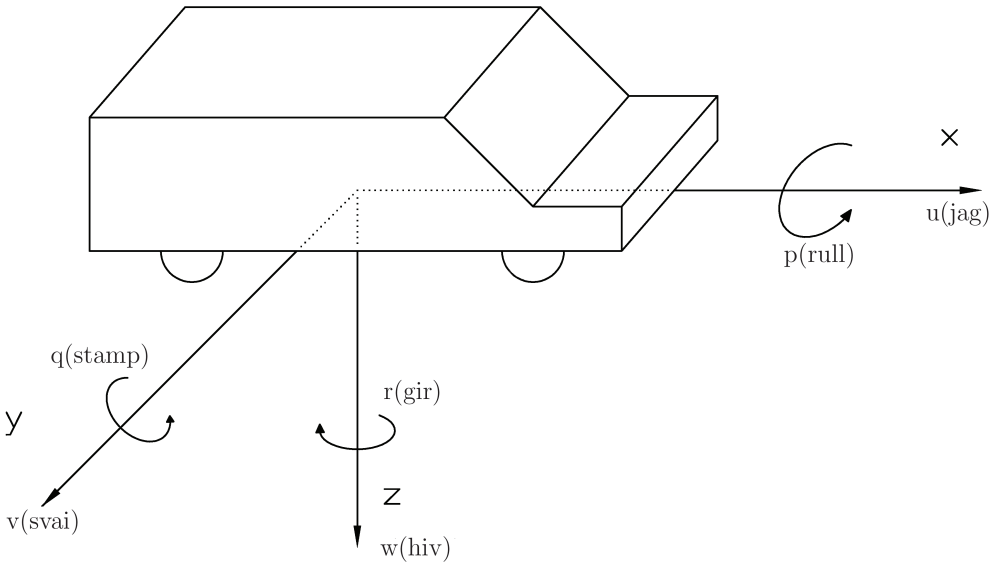
skrogrammen som er fast i fartøyet med x-aksen rett foran, y-aksen til høyre og z-aksen rett ned. I dokumentet brukes indeksen **b** fra engelsk *body*

navigasjonsrammen som er en tilnærmelse av flat jord der man står. Systemet er et *north-east-down*-system bestående av en akse N nordover, E østover og D nedover. I dokumentet brukes indeksen **n** fra engelsk *navigation*

Rotasjonsmatriser Idet det opereres med to rammer for bevegelses- og posisjonsvektorer i denne rapporten innføres *rotasjonsmatrisen*[2] $\mathbf{R}$. Gitt en vektor $\vec{v}$. Rotasjonsmatrisen $\mathbf{R}_b^n$ fra b til n transformerer koordinatvektoren $\mathbf{v}^b$ i skrogrammen til koordinatvektoren $\mathbf{v}^n = \mathbf{R}_b^n \mathbf{v}^b$ i navigasjonsrammen. En rotasjon rundt en fast akse kalles en en enkel rotasjon. Anta tre enkle rotasjoner, om en vinkel ϕ om x-aksen, om en vinkel θ om y-aksen, og om en vinkel ψ om z-aksen. Har da 3 rotasjonsmatriser;

[1] På engelsk: frames

[2] Brukes her som *koordinattransformasjonsmatrise*



Figur 2.1: Hastigheter i skrogrammen

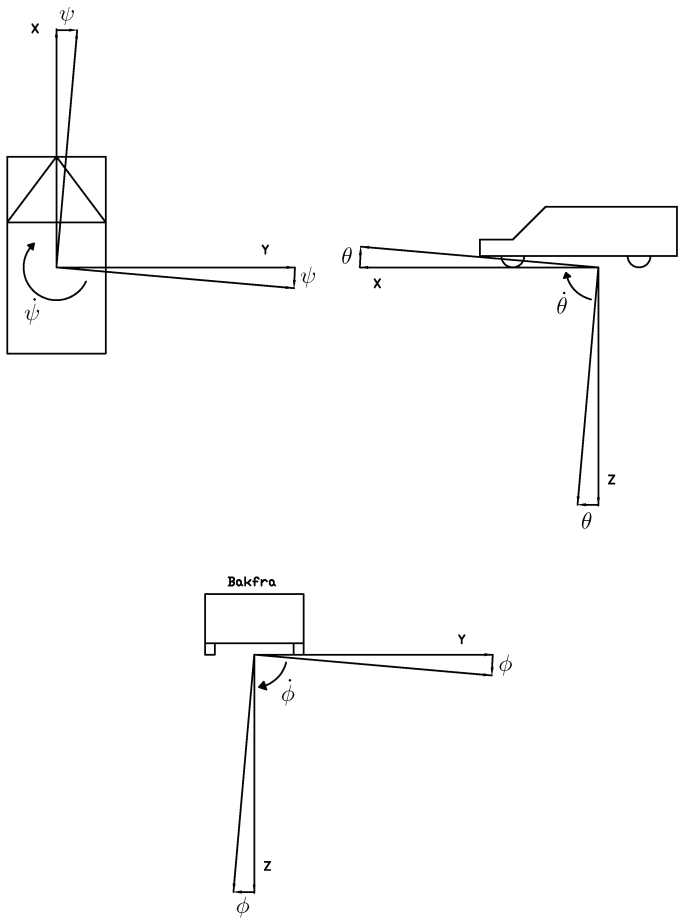
$$\mathbf{R}_{x,\phi} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\phi & -\sin\phi \\ 0 & \sin\phi & \cos\phi \end{bmatrix} \tag{2.1}$$

$$\mathbf{R}_{y,\theta} = \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 & \sin\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\theta & 0 & \cos\theta \end{bmatrix} \tag{2.2}$$

$$\mathbf{R}_{z,\psi} = \begin{bmatrix} \cos\psi & -\sin\psi & 0 \\ \sin\psi & \cos\psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{2.3}$$

Frihets-grad	Beskrivelse	Lineær- og vinkelhastighet	Posisjon og eulervinkler
1	Bevegelse i x-retn, jag, (surge)	u	x
2	Bevegelse i y-retn, svai (sway)	v	y
3	Bevegelse i z-retn, hiv (heave)	w	z
4	Rotasjon om x-aksen, rull (roll)	p	ϕ
5	Rotasjon om y-aksen, stamp (pitch)	q	θ
6	Rotasjon om z-aksen, gir (yaw)	r	ψ

Tabell 2.1: Notasjon for bevegelse i 6 frihetsgrader



Figur 2.2: Rotasjoner i skrogrammen

Den resulterende rotasjonsmatrisen er

$$\mathbf{R}_b^n = \mathbf{R}_{z,\psi}\mathbf{R}_{y,\theta}\mathbf{R}_{x,\phi} \tag{2.4}$$

Bruker for enkelthets skyld notasjonen $s\cdot = \sin(\cdot)$, $c\cdot = \cos(\cdot)$ og $t\cdot = \tan(\cdot)$ Utviklingen av $\mathbf{R}_b^n$ blir da

$$\begin{bmatrix} c\psi c\theta & -s\psi c\phi + c\psi s\theta s\phi & s\psi s\phi + c\psi c\phi s\theta \\ s\psi c\theta & c\psi c\phi + s\phi s\theta s\psi & -c\psi s\phi + s\theta s\psi c\phi \\ -s\theta & c\theta s\phi & c\theta c\phi \end{bmatrix} \tag{2.5}$$

2.2 Treghetsnavigasjon

Et treghetsnavigasjonssystem, INS[3], består av en sensorenhet, IMU[4], og en prosessorenhet som behandler data fra IMU. En IMU består oftest[5] av 3 akselerometre og 3 gyroer plassert vinkelrett på hverandre, en av hver på hver akse. Akselerometre måler absolutt akselerasjon, $\ddot{r}$, og gyroer måler vinkelendring, ω.

Forenklet kan det sies at et INS finner posisjonen ved å integrere målt akselerasjon to ganger, og målt vinkelendring en gang. Resultatet legges kontinuerlig til kjent startposisjon.
Det brukes i dag 2 hovedtyper IMU, strapdown (skrogfaste) og gimballed (opphengte). I et opphengt system vil sensoraksene alltid være plassert i samme retning i forhold til jordoverflata[6]. Dette oppnås ved å plassere sensorenhetene i to eller flere oppheng, hvor en servomotor sørger for å posisjonere disse i forhold til referansesystemet. Et slikt oppsett tar en del plass, og brukes der det trengs svært høy nøyaktighet. I opphengte systemer brukes gjerne mekaniske akselerometre og gyroer, som er de mest nøyaktige per dags dato. Siden sensorene alltid har samme plassering i forhold til referansesystemet, trengs det ganske lite datakraft for å finne posisjon. I et skrogfast system er sensoraksene fast med skroget, vanligvis med en sensorakse i fartøyets normale fartsretning, og de andre aksene nedover og til siden. Slike systemer bruker vanligvis elektroniske akselerometre, samt elektroniske eller optiske gyroer. Det at IMU er skrogfast øker mengden data som må prosesseres. Systemet regner ut tilbakelagt distanse i referanseaksene ved å transformere målingene fra fartøyets akser til referanseaksene. Dette krever datakraft, men er i dag ikke noe problem. Ulempene med skrogfast IMU er bl.a. at fartøyets vibrasjoner påvirker sensorene direkte, samt at det trengs mer dataprosessering enn i opphengte systemer.

2.3 Bestikkregning

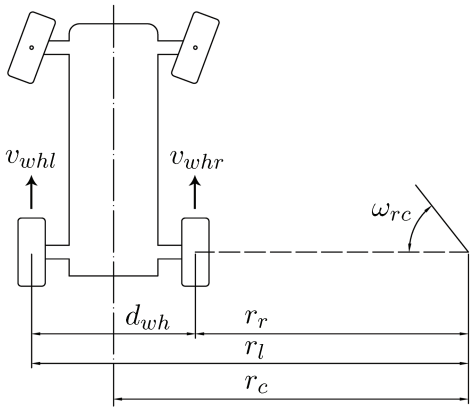
Bestikkregning[7]) er en enkel og svært gammel form for navigasjon. Man måler vinkel og hastighet fra et utgangspunkt, og kan ved hjelp av integrasjon finne ut hvor man befinner seg. Siden målingene foregår i skrogrammen må den transformeres til navigasjonsrammen for å kunne brukes på f.eks. kart.

[3]INS, Inertial Navigational System
[4]IMU, Inertial Measurement Unit
[5]IMU med tetraedeakser brukes gjerne i kritiske applikasjoner
[6]Jordoverflata er det vi vanligvis bruker som *referansesystem*
[7]Engelsk: dead reckoning

Differensiallikningen for et slik system blir

$$\mathbf{v}^n = \mathbf{R}_b^n \mathbf{v}^b, \tag{2.6}$$

hvor rotasjonsmatrisen $\mathbf{R}_b^n$ fra skrog- (fartøyramme) til navigasjonsramme er gitt av (2.5) på side 12, og transformasjonen gir ut hastighetskomponentene $\mathbf{v}^n = \dot{\mathbf{r}}^n = \begin{bmatrix}\dot{n}^n & \dot{e}^n\end{bmatrix}^T$, hvor n er nord (north), og e er øst (east). I en bil kan man bruke bestikkregning ved å ta ut informasjon om rotasjon på ikke-drivende hjul. Drivende hjul kan spinne, og kan derfor øke unøyaktigheten betraktelig.
Definerer: Hjulradius r_{wh}, hastighet på venstre hjul v_l, og på høyre v_r. Hjulavstand er d_{wh}. Bilen svinger om en senterradius r_c i en tenkt sirkel, med



Figur 2.3: Bil med drift på forhjul

vinkelhastighet ω_{rc}. Hjulenes respektive avstand til dette senteret er

$$r_r = r_c - \frac{d_{wh}}{2} \tag{2.7a}$$

$$r_l = r_c + \frac{d_{wh}}{2} \tag{2.7b}$$

Hjulenes hastighet i forhold til bakken er

$$v_{wh} = \omega_{wh} \cdot r_{wh} \tag{2.8}$$

Vinkelhastigheten ω_{rc} er gitt ved

$$v_{whr} = \omega_{rc} \cdot r_r \tag{2.9a}$$

$$v_{whl} = \omega_{rc} \cdot r_l \tag{2.9b}$$

som fører til

$$v_{whr} = \omega_{rc}(r_c - \frac{d_{wh}}{2}) \tag{2.10a}$$

$$v_{whl} = \omega_{rc}(r_c + \frac{d_{wh}}{2}) \tag{2.10b}$$

Løser (2.10) for r_c og finner

$$r_c = -\frac{d_{wh}}{2}\frac{v_{whr} + v_{whl}}{v_{whr} - v_{whl}} \tag{2.11}$$

Løser (2.10) for ω_{rc}

$$\omega_{rc} = \frac{2v_{whr}}{2r_c - d_{wh}} \tag{2.12a}$$

$$= \frac{2v_{whl}}{2r_c + d_{wh}} \tag{2.12b}$$

Innsatt (2.11) i (2.12) gir

$$\omega_{rc} = -\frac{v_{whr} - v_{whl}}{d_{wh}} \tag{2.13}$$

Fra (2.11) og (2.13) ser man at når $v_{whr} \approx v_{whl}$ så går

$$\lim_{v_{whr} \to v_{whl}} r_c = \infty \tag{2.14}$$

$$\lim_{v_{whr} \to v_{whl}} \omega_{rc} = 0 \tag{2.15}$$

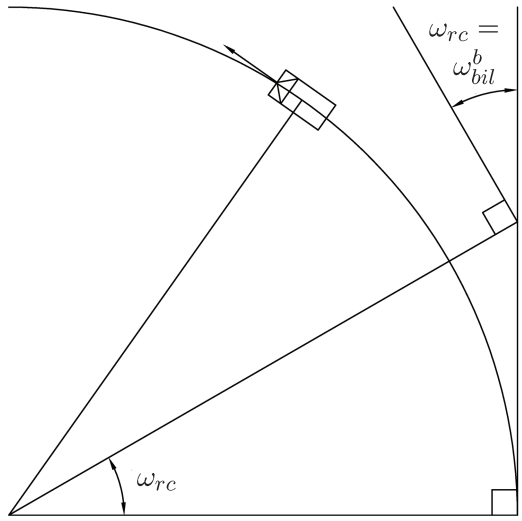
Dette er ikke uventet når bilen kjører langs en sirkel med uendelig stor radius. Algoritmen er ikke definert for dette tilfellet, og må begrenses med en betingelse for å unngå å dele på 0.

Vinkelhastigheten ω_{rc} er altså bilens vinkelhastighet om senteret i sirkelen den kjører på. Vha figur 2.3 ser vi at $\omega_{rc} = \omega_{bil}^b$.

En fornuftig modell for bilens vinkelhastighet og hastighet blir da:

$$v_{bil}^b = \begin{cases} \frac{v_{whr}+v_{whl}}{2} & \text{hvis } v_{whr} = v_{whl}, \\ \omega_{rc} \cdot r_c & \text{hvis } v_{whr} \neq v_{whl} \end{cases} \tag{2.16}$$

$$\omega_{bil}^b = \begin{cases} 0 & \text{hvis } v_{whr} = v_{whl}, \\ \frac{v_{whl}-v_{whr}}{d_{wh}} & \text{hvis } v_{whr} \neq v_{whl} \end{cases} \tag{2.17}$$



Figur 2.4: Bil med drift på forhjul

2.4 Veidata

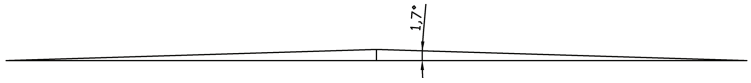
For å kunne begrense mulige utslag er det tatt utgangspunkt i vei-standarder for Statens Vegvesen. Nye veier bygges etter disse standarder, men alt i alt er veimassen i Norge av slik kvalitet at det er foretatt et kompromiss i valg av referansedata for standard vei.

Som valgt vei er det valgt hovedvei type H1 basert på årlig døgntrafikk (ÅDT) 1500-5000 biler. Dimensjonerende fart er valgt til 80 km/h selv om nyere veier gjerne dimensjoneres for 110 km/h. [Veg92] gir linjeføringsdata i tabell 2.2

Dimensjonerende fart (km/h)	80
Minste horisontalradius (m)	230
Minste klotoideparameter (m)	125
Maksimal overhøyde (%)	8
Maksimal stigning (%)	7
Største resulterende fall (%)	9
Minste resulterende fall (%)	0.5

Tabell 2.2: Linjeføringsdata tofelts vei H1

En standard norsk vei er bygd som et "tak", dvs at midtlinjen er det høyeste punktet på veien, se figur 2.5. Vinkelen på veien normalt på fartsret-



Figur 2.5: Snitt av vanlig vei med takfallsvinkel på 3%

ningen kalles *takfallsvinkelen*, og standard takfallsvinkel er 3% (1.7°). Dette gjelder overalt, bortsett fra når man kommer forbi vendeklotoiden i en sving. Dette er punktet hvor alle veibanene er dossert samme retning. Når man ser fra tabell 2.2 at maksimal overhøyde er 8% (4.6°) kan man regne med dette tallet som maksimal dossering på norske veier. Ut fra samme tabell leser man at største resulterende fall er 9%, det er urealistisk etter trønderske veier og justeres til 10% (5.7°) i denne rapporten.

2.5 Kalmanfiltermetoden

Kalmanfiltermetoden [Kal60] er en rekursiv algoritme som under gitte omstendigheter beregner et optimalt estimat av tilstanden til et system, slik at gjennomsnittlig kvadratisk feil minimeres.

Kalmanfilteret har vist seg særskilt brukbart innen automatisering og navigasjon, ikke minst innen treghetsnavigasjon. I kapittel 3 brukes et kalmanfilter til å korrigere data fra et integrert treghetsnavigasjonssystem.

Anta en tilfeldig prosess modellert på formen

$$x_{k+1} = \Phi_k x_k + w_k \tag{2.18}$$

Målingene som hjelper i systemet skjer på bestemte diskrete tidspunkt k, og settes opp på formen

$$z_k = H_k x_k + v_k, \quad \text{hvor} \tag{2.19}$$

$x_k[n \times 1]$ er tilstandsvektoren ved tidspunktet t_k

$\Phi_k[n \times n]$ er tilstandstransisjons matrisen som gir forholdet mellom x_k og x_{k+1}

$w_k[n \times 1]$ er en vektor med hvit støy, hvor kovariansen til støyen er kjent

$Q_k[n \times n]$ er kovariansmatrisen til den hvite støyen i systemet. Marisen er 0 bortsett fra i diagonalelementene.

$z_k[m \times 1]$ er målevektoren ved tidspunktet t_k

$H_k[m \times n]$ er målematrisen som gir den ideelle sammenhengen mellom målingen z_k og tilstandsvektoren x_k ved tidspunktet t_k

$v_k[m \times 1]$ er målefeilvektoren med hvit støy, hvor kovariansen til støyen er kjent

$R_k[m \times m]$ er kovariansmatrisen til den hvite støyen på målingene, hvor matrisen er 0 bortsett fra i diagonalelementene

Det er ingen korrelasjon mellom w_k og v_k. Notasjonen "hatt" $\hat{}$ betyr at tilstanden er et *estimat*, og "super-minus" $^-$ beskriver at det gjelder det beste estimat før innføringen av neste måling i filteret.

2.5.1 Kalmanfilter-algoritmen

Start med et før-estimat (a priori-estimat) $\hat{x}_0^-$ og dets feilkovarians P_0^-

1. Finn Kalmanforsterkingen K_k

$$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1} \tag{2.20}$$

2. Oppdater estimatet med målingen z_k

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H_k \hat{x}_k^-) \tag{2.21}$$

3. Beregn feilkovariansen til det oppdaterte estimatet

$$P_k = (I - K_k H_k) P_k^- \tag{2.22}$$

4. Gå ett steg videre

$$\hat{x}_{k+1} = \Phi_k \hat{x}_k \tag{2.23}$$

$$P_{k+1}^- = \Phi_k P_k \Phi_k^T + Q_k \tag{2.24}$$

5. Hopp til punkt 1

2.5.2 Numerisk beregning av ϕ_k og Q_k

Transisjonsmatrisen ϕ_k og kovariansmatrisen Q_k lar seg finne analytisk for systemer med få tilstander og konstante parametrer. For større systemer blir analytiske metoder for komplekse, og det brukes numeriske metoder. C.F van Loan [vL78] formulerer en numerisk metode for å bestemme transisjons- og kovariansmatrisen:
Anta et system

$$\dot{x} = Fx + Gu \tag{2.25}$$
$$y = Bx \tag{2.26}$$

hvor F, G og B er rektangulære matriser med tidsvarierende elementer, og u er en vektor med elementer av støy.
F er systemets dynamikk, G er støyen i systemet, og B er den lineære sammenhengen mellom tilstanden x og utgangen y. Hvis det antas at $F(t)$ er konstant over intervallet t_k, t_{k+1}, vil transisjonsmatrisen ϕ_k være den matriseeksponentielle av $F\Delta t$, dvs. ved Taylorutvikling får vi Maclaurinserien

$$\phi_k = e^{F\Delta t} = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{(F\Delta t)^n}{n!} = I + F\Delta t + \frac{(F\Delta t)^2}{2!} + \dots \tag{2.27}$$

hvor Δt er steglengden i iterasjonen. Det er viktig at Δt er liten for at forenklingen skal kunne brukes. I Matlab brukes funksjonen `expm(...)` for å beregne den matriseeksponentielle. Kommandoen `expm(...)` bruker ikke Maclaurinserien for beregningene, men en skalerings- og kvadrerende algoritme med Padè-approksimasjoner. Den numeriske beregningen av kovariansmatrisen Q_k kan utføres ved hjelp av van Loans metode:

1. Dann en $2n \times 2n$ matrise A, hvor n er dimensjonen til tilstandene x

$$A = \begin{bmatrix} -F & GWG^T \\ 0 & F^T \end{bmatrix} \Delta t \tag{2.28}$$

2. La B være den matriseeksponentielle e^A

$$B = e^A = \begin{bmatrix} \dots & \phi^{-1}Q_k \\ 0 & \phi^T \end{bmatrix} \tag{2.29}$$

3. Transponer delen nederst til høyre i B og få ϕ

4. Kovariansmatrisen Q_k fås ved $Q_k = \phi$ (delen av B øverst til høyre)

Kommentar til leddet GWG^T: W er spektraltetthetsmatrisen tilhørende u. Hvit støy er definert som støy med konstant spekter, dvs. at alle frekvenser er likt representert med samme amplitude. Hvis u er hvit støy vil W være lik identitetsmatrisen I.

Kapittel 3

Modell

Et treghetsnavigasjonssystem baserer seg på numerisk integrasjon[1] av målinger fra sensorer. Dette fører til at feilen øker med tiden da sensorfeil integreres over tidsperioden.

Siden feilen i et treghetsnavigasjonssystem øker med tiden, ønsker man å begrense denne. Dette kan gjøres på flere måter; ved å stoppe ofte på kjente posisjoner, ved å øke kvaliteten på sensorene, eller ved bruk av eksterne målinger[2] fra eksterne sensorer. Akselerasjonssensorer er i dag billige og nøyaktige, mens gyroer er mye dyrere for samme nøyaktighetsklasse.

Eksempel på eksterne målinger er f.eks. dopplerradar, radar høydemåler, fartsmåler, barometrisk høydemåler eller satellittbaserte målinger, f.eks. GNSS eller GPS. Alle målinger forbedrer det filtrerte resultatet.

Den mest brukte metoden for å blande hjelpemålinger med INS-data er Kalmanfiltermetoden, hvor stegene i algoritmen er oppgitt i kapittel 2.5.1. I filteret, som egentlig er en algoritme kan man benytte målingene fra INS til å danne en referansebane som man sammenligner med hjelpemålingene. Disse hjelpedataene minus referansebanen danner selve målingene til Kalmanfilteret.

3.1 Feilmodell

Det er viktig å merke seg at enhetene θ, ϕ og ψ ikke er fartøyets vinkler om fartøyrammen, men derimot estimerte *vinkelfeil* om fartøyrammen.

Har vinkelfeilhastigheten ε_z fra gyro om z-aksen. Denne har karakteristikk som hvit støy. Integreres og gir feilvinkel ψ om z-aksen. Denne ganges så med

[1] Riemannsummer, Runge-Kutta-metoder

[2] På engelsk: *Aiding*

reell vinkelhastighet ω_x om x-aksen, og gir vinkelhastighetsfeilkomponent $\dot{\theta}$ om y-aksen.

Har akselerasjonsfeilen a_x fra akselerometeret langs x-aksen. Akselerasjonsfeilen har karakteristikk som hvit støy. Når plattformen er skjevstilt om vinkelfeilen $-\theta$ om y-aksen vil dette medføre at gravitasjonen oppfattes som akselerasjon langs x-aksen. Denne komponenten er $g\sin(-\theta) \approx -g\theta$ for små vinkler. Denne komponenten virker i motsatt retning av fartsretningen, og trekkes fra akselerasjonsfeilen a_x. Summen av disse integreres og gir hastighetsfeilen $\Delta\dot{x}$ langs x-aksen. Denne integreres igjen og gir posisjonsfeilen Δx langs x-aksen. Hastighetsfeilen $\Delta\dot{x}$ bidrar til en vinkelhastighetsfeilkomponent $\dot{\theta}$ om y-aksen når $\Delta\dot{x}$ divideres med jordradiusen R_{jord}

Fra gyroen om y-aksen har man en vinkelhastighetsfeil $-\varepsilon_y$. Denne gir direkte opphav til en vinkelhastighetsfeilkomponent $\dot{\theta}$ om y-aksen.

A_y er den *reelle* oppfattende akselerasjon langs y-aksen, ført inn i filteret direkte fra akselerometeret i IMU. En skjevstilling av plattformen pga vinkelfeilen ψ bidrar til en oppfattet akselerasjon $A_y\sin(\psi) \approx A_y\psi$ langs x-aksen. Å trekke inn målt akselerasjon inn i feilmodellen leddet bidrar til å øke observérbarheten til ψ, for uten dette kan ψ kun kobles mot jordens bevegelser via gyrokompassing. Feilmodellen for fartsretningen, x-aksen i skrogrammen blir:

$$\Delta\ddot{x} = a_x - g(-\theta) + A_y\psi \tag{3.1}$$

$$-\dot{\theta} = \frac{1}{R_{jord}}\Delta\dot{x} - \omega_x\psi - \varepsilon_y \tag{3.2}$$

Feilmodellen langs y-aksen, normalt på fartsretningen:

$$\Delta\ddot{y} = a_y - g(\phi) - A_x\psi \tag{3.3}$$

$$-\dot{\phi} = \frac{1}{R_{jord}}\Delta\dot{y} + \omega_y\psi + \varepsilon_x \tag{3.4}$$

Vertikalkanal: (z-retning)

$$\Delta\ddot{z} = a_z \tag{3.5}$$

$$\dot{\psi} = \varepsilon_z \tag{3.6}$$

Posisjonsfeilen i z-kanalen blir den dobbeltintegrerte av støyen på akselerometeret langs z-aksen. I vertikalkanalen vil man ikke kunne benytte seg av Schulereffekten, som kun inntreffer i horisontalplanet. Plattformens vinkelhastighetsfeil $\dot{\psi}$ om z-aksen er gitt ved støyen til gyroen på z-aksen.

3.2 Maskinvare

Systemet er basert på at data fra alle sensorer er lagret i en gitt tid, i rapporten brukes tidsrommet 40 sekunder; hvilket anses være mer enn nok for en svart boks. For å få med all informasjonen i kollisjonsøyeblikket antas en tastefrekvens på 100Hz. For resten av bevegelsen antas det at en tastefrekvens på 20Hz, at data fra sensorene blir registrert 20 ganger i sekundet er tilstrekkelig. Praktisk kan dette gjennomføres ved at data lagres ved 100Hz, men at 4 av 5 lagrede felter forkastes etter 15 sekunder og ingen kollisjon er oppdaget. Lagringen foregår kontinuerlig uten avbrudd, og de eldste data overskrives først etter FIFO-prinsippet[3]. Ved en kraftig oppfattet akselerasjonsendring lagres videre data i 10 sekunder, og all skrivetilgang stoppes midlertidig i maskinvaren. Som utløsende faktor vil det være fornuftig å bruke samme kriterium for avbrudd som kommersielle kollisjonsputesystemer. Slike systemer bruker gjerne akselerometre med måleområde opp til 50–80g.

3.2.1 Måledata

Det antas 20 tastinger per sekund. Tidsinformasjon legges inn ved starten av hvert sekund, sanntidsklokke med år, måned, dag, time, minutter og sekunder. Dette tilsvarer en ukomprimert datamengde på henholdsvis 13, 4, 5, 5, 6 og 6 bits. Klokkestempelet er nå altså 39 bits, i tillegg kommer en startsekvens på 9 bits, dette gir totalt 48 bits = 6 bytes per klokkestempel.

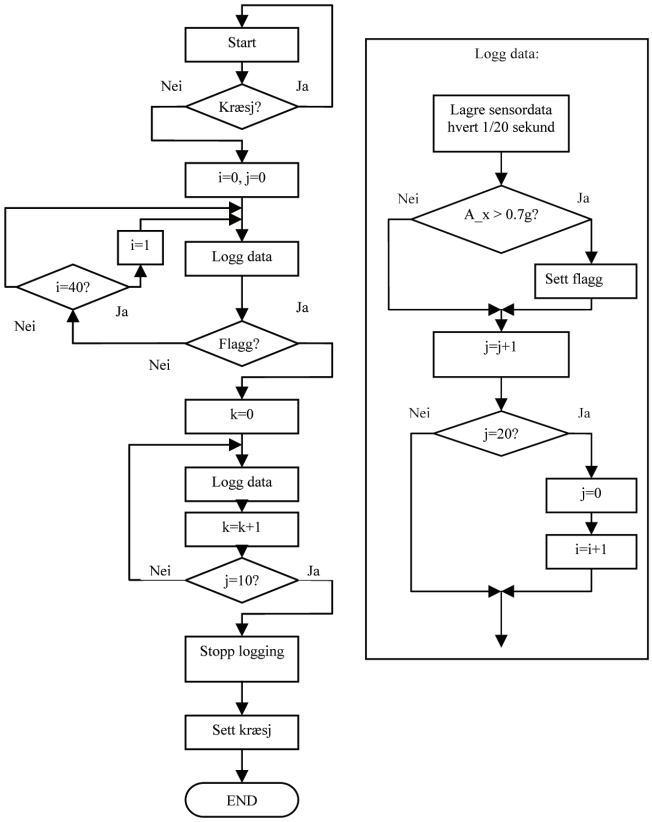
Sensor	Enhet	Datafelt
Bilhastighet på venstre hjul	$[\frac{km}{h}]$	10 bit
Bilhastighet på høyre hjul	$[\frac{km}{h}]$	10 bit
Akselerasjon langs x-aksen	$[\frac{m}{s^2}]$	10 bit
Akselerasjon langs y-aksen	$[\frac{m}{s^2}]$	10 bit
Akselerasjon langs z-aksen	$[\frac{m}{s^2}]$	10 bit
Vinkelendring om x-aksen	$[\frac{°}{s}]$	10 bit
Vinkelendring om y-aksen	$[\frac{°}{s}]$	10 bit
Vinkelendring om z-aksen	$[\frac{°}{s}]$	10 bit

Tabell 3.1: Lagret datamengde

Tilsammen lagres det 80bit per tasting. Inkludert tidsstempelet gir dette et totalt lagringsbehov på 206 byte per sekund. 40 sekunder lagring trenger

[3]First in – first out

da 8240byte = litt over 8kb som er 8192. Praktiske begrensinger kan redusere lagringskapasiteten til 39 sekunder, men det vil ikke gjøre den store forskjellen. Flytdiagram for selve datalagringen vises i figur 3.1



Figur 3.1: Flytdiagram for datalogger

3.3 Modell

Systemet for bilens navigasjonssystem baserer seg på data fra følgende sensorer:

- Akselerometer langs x-aksen
- Akselerometer langs y-aksen
- Akselerometer langs z-aksen
- Gyro om x-aksen

- Gyro om y-aksen
- Gyro om z-aksen
- Hastighetssensor høyre hjul
- Hastighetssensor venstre hjul

Målingene fra hastighetssensorene brukes i likning (2.16) og (2.17) til å bestemme både hastighet og hastighetsendring.

3.3.1 Ukjent kurs

Et universelt problem med treghetsnavigasjon er å vite retningen på banen til kjøretøyet i forhold til jordoverflaten. Denne er viktig å vite mhp. corioliskrefter på farøyet. Ifølge [Far99] side 196 vil coriolistermen på hastighetsdelen ha en øvre skranke på $2\sqrt{6}\|\mathbf{v}\|(\frac{\|\mathbf{v}\|}{R_e}+\omega_{ie})$, dvs for et fartøy som holder 90km/h vil dette tilsvare en akselerasjon på 0.95 cm/s^2, som innsatt i (1.1) gir en maksimal posisjonsfeil på ca. 9.5m etter 40 sekunder.

De vanligste metoder for å finne kurs er vha. gyrokompass eller magnetiske kompasser. Gyrokompasser er store og dyre, og uaktuelt i applikasjonen. Elektroniske kompass fås svært små og billige, men er uegnet i bil på grunn av de store mengder elektronikk og magnetisk metall i biler. Det vil også påvirkes av andre biler i fart.

Ved etterprosessering av sensordata etter f.eks. en ulykke er det mulig å beregne en fartøybane uten hensyn på jag-vinkel ifht. navigasjonsrammen, og deretter manipulere inn denne banen i kartdata for terrenget. Der kan man finne rette strekninger langs veien og ved hvilket tidspunkt kjøretøyet passerer denne. Ved dette tidspunktet kan man så legge inn kursvinkel i Kalmanfilteret, og slik få korrigert feil-bidraget fra corioliskreftene. Det er også en mulighet måle bilens kompassretning ved stillstand for å sette denne inn i modellen.

3.3.2 Baklengs filtrering

Det er gitt at måledata fra en datalogger blir lagret ved en kraftig retardasjon av kjøretøyet. Definerer siste datalagring som $t(0) = t_0$. Kollisjonstidspunktet er 10 sekunder før siste lagring, $t(-10) = t_{kollisjon}$. Første loggetidspunkt blir da $t(-40) = t_{-40}$. Hvis kalmanløkken startes ved t_{-40} vil man ha en viss feilmargin ved t_0. En metode for 'baklengs' kalmanfiltrering kan da være å reversere rekkefølgen på måledataene, samt å endre fortegnet. Samtidig har man nå gitt starthastighet = 0.0 km/h.

[GBH97] side 325 foreslår en frem- og tilbakefiltrering av dataene over et fast intervall, men dette krever at man har forskjellige a-prioriestimater ved hver ende av måledataene. Siden man ikke har nøyaktig vinkel på bilen ved t_{-40} vil ikke dette gi ekstra nøyaktighet i filteret.

3.3.3 Korreksjon for fysisk modell

Et treghetssystem basert på billige sensorer er iboende et ustabilt system, med feil som øker eksponensielt med tiden. En navigasjonsenhet som navigerer innenfor en kort tidsramme vil oppleve langt mindre akkumulert feil enn et system for navigasjon over lang tidsramme. Likevel vil det være fornuftig å innføre begrensinger i modellen som begrenser feil hvis tilstandene vokser utenfor de fysiske grenser for systemet. Foreslåtte begrensinger fra kapittel 2.4 er

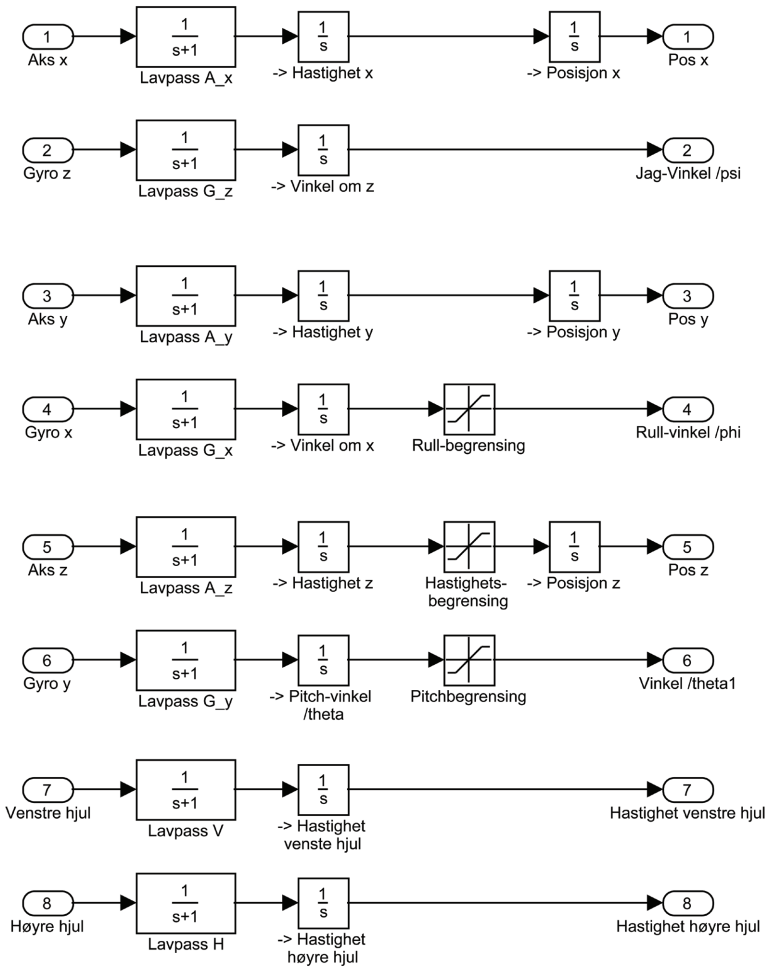
- Rull-vinkel (roll) ϕ om x-aksen er $\pm 4.6°$, med gjennomsnitt på $+1.7°$
- Stamp-vinkel (pitch) θ om y-aksen er $\pm 5.7°$
- Hastighetsbegrensing $\dot{z}$ langs z-aksen er $\pm 9.9 \frac{km}{h}$ [4]

Begrensingene over er vist implementert grafisk i figur 3.2. Hastighet i lengderetningen bør utelates som begrensing. Siden en bil kan oppnå svært høye hastigheter må systemet tåle at bilen gjør det, samtidig som f.eks en beregnet hastighet på 150 km/h når den reelle er 80km/h vil bety et så dårlig system at det ikke kan brukes.

Det vil likevel være fornuftig å legge en begrensing i vertikal hastighet, siden det der ikke finnes andre målinger som man kan korrigere med.

Et system som tilbakefølger data fra kollisjonsøyeblikket bør ikke innføre korreksjon før tidspunktet kollisjon minus 4 sekunder. Dette er fordi bilen i tidspunktet rett før kan oppleve kraftige bevegelser langt utenom det vanlige for bilens fysiske modell. Dette må systemet ta hensyn til, og akkumulert feil over 4 sekunder antas å være små. En praktisk modell kan finstilles for å finne det riktige tidsintervallet. Kalmanfilteret er dannet slik at raske endringer fra IMU vil legges vekt på i øyeblikket og deretter midlet ved hjelp av hjelpemålingene, men i hvilken grad dette vil være nok må finnes ved eksperiment og analyse.

[4] Antatt $100 \frac{km}{h}$ ved $\pm 5.7°$



Figur 3.2: Treghetssystem med begrensinger på sensorutslag

3.4 Utregning

For å regne ut bilens bane etter en ulykkeshendelse har man tilgjengelig 40 sekunder med rådata fra akselerometre, gyroer og ABS-system. De eneste kalkulasjoner som er utført i maskinvare er hastighetsinformasjon fra hjul, som blir oppdatert opptil 15 ganger i sekundet i noen ABS-systemer.

Prosedyren som foreslås ved i kapittel 3.3.2 med å snu måledataene gjennomføres. Ved siste måling er det rimelig å anta komplett stillstand.

3.4.1 Feilanalyse

Feilanalysen er en viktig del av baneutreningen. Feilanalysen vil gi alternative baner for bilen som funksjon av tiden. Den resulterende banen som et resultat av utregnet bane addert med forventet feil vil gi en traktformet bane, hvor trakten er smalest ved stopp-tidspunktet, og videre jo lengre tid før kollisjonstidspunktet.

For å gjennomføre en analyse av mulige feil i treghetsnavigasjonssystemet trengs ingen målinger. Feilanalysen er en statistisk gjennomgang av systemet gitt de tekniske data man har på sensorene. Kalmanfilteret vil være verktøyet for å ta ut de forventede feil på systemet gjennom kovariansanalyse.

Gjennom kovariansanalysen ser man på P-matrisen i Kalmanfilteret, hvor diagonalelementene fra øverst til venstre til nederst mot høyre er feilkovariansen til tilstandene i estimatet i filteret.

Feilkovariansen P er altså $P = [\tilde{x}\tilde{x}^T]$. Feilkovariansmatrisen gir et statistisk mål på usikkerheten i tilstanden x. Det er en god beskrivelse å si at Kalman-filteret genererer sin egen feilanalyse. Diagonalelementene i representerer altså variansene til feilen i de enkelte tilstandsestimater og er et mål på nøyaktigheten i estimatet.

3.5 Kalmanfiltermodell

En Kalmanfiltermodell for systemet vil vise hva slags feilvisning man kan forvente gitt de riktige fysiske data på sensorene. Her dannes en feilmodell for et treaksesystem med eksterne målinger av objektets reelle hastighet og vinkelhastighet om z-aksen.

Kalmanfilteret som benyttes er et sentralisert Kalmanfilter. Det betyr blant annet at hjelpemålingene er benyttet i ett enkelt Kalmanfilter. I filteret er det viktig at systemets dynamikk og forhold til målingene er *lineære*. Samtidig er det så viktig å gjøre alle beregninger i samme referanseramme, ref kapittel 2.1. Målingene fra treghetssystemet brukes til å danne en referansebane som hjelpemålingene sammenlignes med. Konseptet for filteret er da at målingene som benyttes i Kalmanfilteret er hjelpemålingene minus referansebanen fra treghetssystemet. Setter opp systemets modell på tilstandsromform fra likningene (3.1) til (3.6), hvor

- $x_1 = \Delta x =$ Posisjonsfeil i fartsretningen $[m]$
- $x_2 = \Delta \dot{x} =$ Hastighetsfeil i fartsretningen $[\frac{m}{sec}]$
- $x_3 = \theta =$ Plattformvinkel om y-aksen [rad]

- $x_4 = \Delta y =$ Posisjonsfeil normalt på fartsretningen $[m]$
- $x_5 = \Delta \dot{y} =$ Hastighetsfeil normalt på fartsretningen $[\frac{m}{sec}]$
- $x_6 = \phi =$ Plattformvinkel om x-aksen [rad]
- $x_7 = \Delta z =$ Vertikal posisjonsfeil $[m]$
- $x_8 = \Delta \dot{z} =$ Vertikal hastighetsfeil $[\frac{m}{sec}]$
- $x_9 = \psi =$ Plattformvinkel om z-aksen [rad]

Sammenfattet fåes da likningene

$$\text{Kjøretøyets } x\text{-akse} \begin{cases} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= a_x + g x_3 + A_y x_9 \\ \dot{x}_3 &= -\frac{1}{R_{jord}} x_2 + \omega_x x_9 - \varepsilon_y \end{cases} \tag{3.7}$$

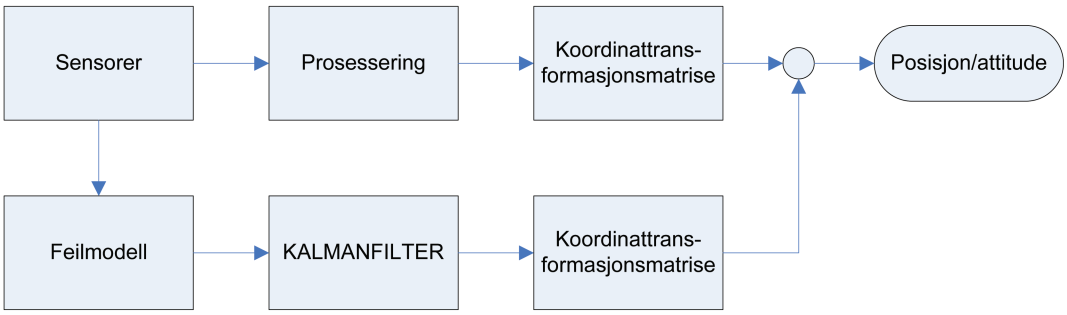
$$\text{Kjøretøyets } y\text{-akse} \begin{cases} \dot{x}_4 &= x_5 \\ \dot{x}_5 &= a_y - g x_6 + A_x x_9 \\ \dot{x}_6 &= -\frac{1}{R_{jord}} x_5 - \omega_y x_9 - \varepsilon_x \end{cases} \tag{3.8}$$

$$\text{Kjøretøyets } z\text{-akse} \begin{cases} \dot{x}_7 &= x_8 \\ \dot{x}_8 &= a_z \\ \dot{x}_9 &= \varepsilon_z \end{cases} \tag{3.9}$$

som på matriseform blir

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \\ \dot{x}_4 \\ \dot{x}_5 \\ \dot{x}_6 \\ \dot{x}_7 \\ \dot{x}_8 \\ \dot{x}_9 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & g & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & A_y \\ 0 & -\frac{1}{R_{jord}} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -\omega_x \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -g & 0 & 0 & A_x \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{R_{jord}} & 0 & 0 & 0 & -\omega_y \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \\ x_6 \\ x_7 \\ x_8 \\ x_9 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ a_x \\ \varepsilon_y \\ 0 \\ a_y \\ \varepsilon_x \\ 0 \\ a_z \\ \varepsilon_z \end{bmatrix} \tag{3.10}$$

Tilstandstransisjonsmatrisen ϕ kan tilnærmes ved hjelp av de to første led-



Figur 3.3: Korrigert treghetssystem

dene i (2.27)

$$\begin{bmatrix} 1 & \Delta t & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & g\Delta t & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & A_y\Delta t \\ 0 & -\frac{1}{R_{jord}}\Delta t & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -\omega_x\Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 1 & \Delta t & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & -g\Delta t & 0 & 0 & A_x\Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{R_{jord}}\Delta t & 1 & 0 & 0 & -\omega_y\Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{3.11}$$

De eksterne målingene til kalmanfilteret er hastighet i bilens fartsretning, samt bilens vinkelendring. Siden kalmanfilteret og målingene foregår i fartøyrammen er det hensiktsmessig å foreta alle beregningene i denne rammen før resultatene transformeres over i navigasjonsrammen.

Målingene fra ABS-sensorene kommer inn i Kalmanfilteret fra likningene (2.16) og (2.17) som danner følgende enkle målematrise H_k:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{3.12}$$

Kapittel 4

Konklusjon

Et treghetsnavigasjonssystem i en bil kan brukes til navigasjon i sanntid. Hvis data fra systemet blir lagret kan man gjenskape kjøretøyets bevegelser i ettertid. Ved bruk av hastighetsmålinger fra ikke-drivende hjul vil man kunne begrense feilene fra treghetssystemet, og dermed gjøre resultatene mer nøyaktige. Et system med IMU brukt kun til svart boks trenger ikke å ha særlig prosessorkraft ombord, og gjør et slikt system forholdsvis rimelig.

Eksisterende sensorer i biler kan ikke brukes uten videre til treghetsnavigasjon pga utilgjengelige grensesnitt mot disse sensorene. En egen sentralmontert IMU i en bil kan ikke bare brukes til navigasjonsformål over korte tidsrom, men også gi kontinuerlige og fullt brukbare data til flere av bilens styringsfunksjoner som nevnt i kapittel 1.1.

Et sentralt sensornettverk med tilhørende kommunikasjonsprotokoller vil kunne redusere utviklingskostnader og utviklingstid på bilelektronikk. Ulempen kan være at mer komplekse systemer innfører større risiko for at et system påvirker et annet, slik at en feil i et delsystem tar ut andre systemer som i dag er uavhengige.

Om en svart boks er politisk gjennomførbart til andre formål enn forskning på bilulykker er usikkert. Teknisk skulle det ikke være noe hinder for å lage en slik enhet.

4.1 Videre arbeid

Som hovedoppgave ved NTNU foreslås en numerisk implementering av Kalmanfilteret i kapittel 3.5. I tillegg kan det lages en 3-akset IMU med rimelige komponenter. Denne kobles til et prosessorkort som behandler sensordata og lagrer disse på et flash-minne. I denne enheten behandles og lagres også sensordata fra bilens ABS-system, og et eget grensesnitt mot bremsesystemet

må konstrueres. Videre skal dataminnet kunne kobles til en datamaskin ved hjelp av RS-232 grensesnittet, for videre bearbeiding av sensordata i Matlab ved hjelp av implementasjonen av kalmanfilteret.

Et annet aspekt som fremkom av rapporten er mangelen på samkjøring av sensordata i biler. Videre arbeide med mulige strukturer for sensornettverk i biler kan gi bilfabrikantene et verktøy for lettere å utvikle nye produkter. Her foreslås et utviklingsarbeide der det utvikles en generisk sensorsstruktur og datautviklingsprotokoller for deling av sensordata, evt. en videreutvikling av allerede eksisterende nettverk og protokoller.

Bibliografi

[Bos04] Bosch. Foreseeing the unavoidable: Precrash sensing by bosch optimizes airbag triggering, Januar 2004.

[EG01] Olav Egeland and Jan Tommy Gravdahl. *Modeling and Simulation for Control*. Institutt for Teknisk Kybernetikk, 2001.

[Far99] Jay A. Farrell. *The Global Positioning System & Inertial Navigation*. McGraw-Hill Education, 1999.

[GBH97] Robert Grover Brown and Patrick Y. C. Hwang. *Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering*. John Wiley & Sons, third edition, 1997.

[Jen03] Christopher Jensen. Big brother on board. *The Sydney Morning Herald*, 16 juni 2003.

[Kal60] R.E Kalman. A new approach to linear filtering and prediction problems. *Transactions of the ASME Journal of Basic Engineering*, 82:35–45, Mars 1960.

[Law98] Anthony Lawrence. *Modern Inertial Technology*. Springer Verlag, second edition, 1998.

[SS97] S. Sagberg, F. Fosser and I.A Sætermo. An investigation of behavioural adaptation to airbags and antilock brakes among taxi drivers. *Accident Analysis and Prevention*, 29:293–302, 1997.

[Veg92] Statens Vegvesen. *Veg- og gateutforming*, volume 017. Statens Vegvesen, 1992.

[vL78] C. F. van Loan. Computing integrals involving the matrix exponential. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 23:395–404, Juni 1978.