

FFI RAPPORT

FUSJON AV INFORMASJON FRA PERIMETEROVERVÅKINGSENSORER

PALM Hans Christian

FFI/RAPPORT-2004/01721

**FUSJON AV INFORMASJON FRA
PERIMETEROVERVÅKINGSSENSORER**

PALM Hans Christian

FFI/RAPPORT-2004/01721

FORSVARETS FORSKNINGSINSTITUTT
Norwegian Defence Research Establishment
Postboks 25, 2027 Kjeller, Norge

1) PUBL/REPORT NUMBER FFI/RAPPORT-2004/01721	2) SECURITY CLASSIFICATION UNCLASSIFIED	3) NUMBER OF PAGES 52
1a) PROJECT REFERENCE FFIBM/835/350	2a) DECLASSIFICATION/DOWNGRADING SCHEDULE -	
4) TITLE FUSJON AV INFORMASJON FRA PERIMETEROVERVÅKINGSSENSORER Fusion of information from perimeter surveillance sensors		
5) NAMES OF AUTHOR(S) IN FULL (surname first) PALM Hans Christian		
6) DISTRIBUTION STATEMENT Approved for public release. Distribution unlimited. (Offentlig tilgjengelig)		
7) INDEXING TERMS IN ENGLISH: IN NORWEGIAN:		
a) <u>Surveillance sensors</u>	a) <u>Overvåkningssensorer</u>	
b) <u>Rule based fusion</u>	b) <u>Regelbasert fusjon</u>	
c) <u>Bayesian fusion</u>	c) <u>Bayesisk fusjon</u>	
d) <u>Dempster Shafer fusion</u>	d) <u>Dempster Shafer - fusjon</u>	
e) _____	e) _____	
THESAURUS REFERENCE:		
8) ABSTRACT This report first describes in detail three standard methods for sensor fusion; rule based fusion, Bayesian fusion, and Dempster Shafer fusion. Next, it is described how information from various surveillance sensors can be utilized by applying these techniques. Available sensors were microphonic cable, geophones, passive infrared detector, and an electromagnetic sensor (Repels). Several experiments have been carried out. First we present results from experiments where four persons have made intrusions in various ways; "careful walking", high and low crawling, rolling. Next, processing results of two background recordings (both made during daytime) are shown. Finally, a long term test are presented. The experiments show an increased performance by using fused information from several sensors (compared to single sensor performance); the detection rate increases, and at the same time the false detection rate does not show any increase (if we demand that one sensor alone cannot give any detection, we will still have the same high detection rate, but the false detection rate is drastically reduced). This leads to the conclusion that a perimeter surveillance system will increase its performance by using more than one sensor together with the sensor fusion techniques described in this report.		
9) DATE 2004-06-07	AUTHORIZED BY This page only Jan Ivar Botnan	POSITION Director

INNHOLD

	Side	
1	INNLEDNING	7
1.1	Hvorfor sensorfusjon?	7
1.2	Motivasjon og avgrensninger	9
1.3	Disposisjon	9
2	MODELLER FOR DATA-/SENSORFUSJON	10
2.1	Modellen til Joint Directories of Laboratories (JDL)	10
2.2	En alternativ fusjonsmodell	11
3	TEKNIKKER FOR SENSORFUSJON	12
3.1	Regelbasert fusjon	13
3.1.1	Kombinasjon av output	13
3.1.2	Nettverk basert på fuzzylogikk	14
3.1.3	Gjensidig påvirkning	14
3.2	Bayesisk basert fusjon	15
3.3	Dempster-Shafers metode	16
3.3.1	Grunnleggende begreper	16
3.3.2	Beskrivelse av fusjonsprosessen	18
4	EKSPERIMENTER	20
4.1	Tilgjengelige sensorer	21
4.1.1	Mikrofonkabel	22
4.1.2	Geofon	22
4.1.3	Passiv IR	23
4.1.4	Elektromagnetisk sensor (bølgeleder – Repels)	24
4.1.5	Datafangst	25
4.1.6	Egenskaper	25
4.2	Fusjonsmetoder	26
4.2.1	Regelbasert metode implementert ved bruk av fuzzylogikk	26
4.2.2	Bayesisk basert fusjon	27
4.2.3	Dempster-Shafers metode	31
4.3	Datamateriale	36
4.3.1	Påtrykte tester	36
4.3.2	Bakgrunnstester / langtidstester	36
4.4	Resultater – påtrykte tester	37
4.4.1	Enkeltsensorresultater	37
4.4.2	Fusjonsresultater – eksperimentsett 1	37
4.4.3	Fusjonsresultater – eksperimentsett 2	40
4.5	Resultater – bakgrunnsopptak	40
4.5.1	Bakgrunnsopptak nr. 1	40
4.5.1.1	Fusjonsresultater – eksperimentsett 1	41

4.5.1.2	Fusjonsresultater – eksperimentsett 2	42
4.5.2	Bakgrunnsopptak nr. 2	43
4.5.2.1	Fusjonsresultater – eksperimentsett 1	44
4.5.2.2	Fusjonsresultater – eksperimentsett 2	45
4.6	Resultater – langtidsopptak	46
4.6.1	Fusjonsresultater – eksperimentsett 1	47
4.6.2	Fusjonsresultater – eksperimentsett 2	48
4.7	Diskusjon	49
5	OPPSUMMERING OG KONKLUSJON	51
	Litteratur	52

FUSJON AV INFORMASJON FRA PERIMETEROVERVÅKINGSSENSORER

1 INNLEDNING

Delprosjekt 3 i FFI-prosjekt 835 SOBER¹ inneholder to arbeidspakker. Arbeidspakke 2 er arbeider av rent bildebehandlings-/mønsterkjenningsmessig karakter. Arbeidspakke 1, som er tema i denne rapporten, “skal søke muligheter for å forbedre den totale ytelsen til overvåkingsensorer gjennom å kombinere resultatene fra flere ulike typer sensorer (sensorfusjon).”²

Hva menes så med fusjon? I et fusjonssymposium som ble holdt i Brussel i november 1993 ble det definert som: *Data Fusion is the process of creating timely consistent and effective task oriented perception of the world from all the source data and information being available which in fact may be incomplete and/or inaccurate and/or misleading and/or untimely* (1). I (2) defineres det som: *A multilevel, multifaced process dealing with the detection, association, correlation, estimation and combination of data and information from multiple sources to achieve refined state and identity estimation and complete and timely assessments of situation and threat*. Det er altså teknikker som kan sammenholde informasjon fra flere ulike kilder som kommer på ulike tidspunkter.

1.1 Hvorfor sensorfusjon?

Sammenliknet med en enkelt sensor har multisensorer mange fordeler. Generelt vil flere sensorer måle flere egenskaper ved en scene enn en enkeltsensor. I og med at flere sensorer benyttes, vil sensorsystemet være mer robust overfor feil i enkeltsensorer, og det vil også være vanskeligere å narre flere (ulike) sensorer *samtidig* enn en enkeltsensor. Et annet viktig fortrinn er at målinger fra flere sensorer kan gi forbedret yteevne³ i forhold til en enkeltsensor. Dette fordi flere sensorer gir flere målinger hvilket igjen kan gi enten redundant data, komplementær data eller begge deler. Redundans får vi dersom flere “like” sensorer overvåker samme scenen, og komplementær informasjon får vi dersom ulike egenskaper ved scenen måles⁴. I tillegg er det også slik at det under gitte forutsetninger kan vises at en fusjon aldri vil gi dårligere deteksjonssannsynlighet enn deteksjonssannsynligheten fra den beste enkeltsensoren (3). Erfaring viser at forholdet mellom deteksjonsrate og falskdeteksjonsrate kan forbedres betraktelig dersom en ekstraherer informasjon fra flere komplementære sensorer. I (4) er det f.eks. demonstrert en reduksjon i falskdeteksjonsrate med en faktor 10 uten noen reduksjon i deteksjonsraten.

I Tabell 1.1 er mulige nytteverdier av multisensorfusjon listet opp.

¹ SOBER = Sikring Og Beskyttelse i internasjonale operasjoner.

² Sitatet er hentet fra prosjektavtalen.

³ Forhold mellom deteksjonsrate og falskdeteksjonsrate.

⁴ Et eksempel kan være bruk av en elektro-optisk og en elektromagnetisk sensor.

Nyttekategori	Generell nytteverdi	Operasjonell nytte
Robust operasjonell yteevne	En sensor kan bidra med informasjon mens andre ikke er tilgjengelige, er jammet eller ikke har tilstrekkelig deteksjonsrekkevidde.	Kontinuerlig overvåking er mulig på tross av jamming. Bedre håndtering av degradering av signaler. Økt yteevne.
Utvidet romlig dekningsområde	En sensor kan måle der andre ikke kan.	Økt yteevne.
Utvidet tidsmessig dekningsområde	En sensor kan detektere objekter (evt. gjøre målinger på det) mens andre ikke kan.	ECM, stealth, RF management, IR-undertrykkelse. Økt yteevne.
Utvidet tiltro	En sensor kan bekrefte det en annen observerer.	“Rules of engagement” krever positiv ID til mål. Kan sørge for at riktige mottiltak foretas for en gitt trussel.
Redusert flertydighet	Sammenholding av informasjon fra flere sensorer reduserer antall hypoteser om et objekt	Mål-ID for langrekkelige våpen, målprioritering.
Økt deteksjonsevne	Effektiv integrasjon av multiple målinger av et objekt, øker vår tiltro til deteksjonen.	Mulig økt reaksjonstid
Økt systempålitelighet	Multiple sensorsystemer har en innebygd redundans.	Redundante systemer, bedre yteevne ved signaldegradering.
Økt dimensjonalitet	Et system som foretar mange komplementære målinger er mindre sårbar over for fiendtlige mottiltak eller naturfenomener.	Muliggjør kontinuerlig operasjon, øker overlevelsessannsynligheten.

Tabell 1.1 Mulig nytteverdi av multisensorfusjon (tabellen er delvis hentet fra (5)).

I tillegg til nytteverdiene av multisensorfusjon gitt i tabellen, er det også ytterligere en grunn til å vurdere sensorfusjon. Pr. i dag er det slik at 1) det er ingen “supersensor”, og 2) det er ingen “superprosesseringsalgoritme” tilgjengelig. Dette gjør at det kan være fornuftig å vurdere multisensorfusjon i stedet for å investere store ressurser for å oppnå marginale forbedringer av eksisterende sensorer og algoritmer.

Selv om multisensorsystemer kan gi betydelige forbedringer i yteevne, er det også viktig å være klar over at slike systemer er mer komplekse enn systemer basert på kun én sensor. Økte kostnader, størrelse og vekt er mulige konsekvenser av å bruke flere sensorer. Disse ulempene kan være betydelige og de må derfor kunne rettferdiggjøres ved en at en yteevne (mer enn) kompenserer for ulempene.

1.2 Motivasjon og avgrensninger

I den grad flere sensorer benyttes i et overvåkingssystem, er det vårt inntrykk at potensialet som ligger i fusjonen utnyttes dårlig. Oftest er det snakk om å ANDe eller ORe deteksjoner fra enkeltsensorer. I det førstnevnte tilfellet må samtlige sensorer gi deteksjon før overvåkingssystemet gir deteksjon. Det betyr at dersom en inntrenger klarer å lure én sensor, så lures hele systemet. Systemet får sikkert en behagelig falskdeteksjonsrate, men deteksjonsraten blir ikke fullt så behagelig. I det andre tilfellet er det tilstrekkelig at én sensor gir deteksjon. Deteksjonsraten kan her bli god, men samtidig kan vi risikere at falskdeteksjonsraten blir så høy at de ekte deteksjonene formelig drukner i falske deteksjoner. Vi ser altså at mer sofistikerte teknikker må brukes dersom vi skal ha noe håp om en forbedret yteevne³.

Vi vet imidlertid lite om hva som kan oppnås ved å fusjonere informasjon fra ulike periferiovervåkingssensorer. Dessuten eksisterer det flere ulike sensorfusjonsteknikker. I dette arbeidet har vi ønsket å studere hva som kan oppnås ved fusjon av ulike sensorer og ulike fusjonsteknikker. Vi har valgt å gjøre følgende avgrensninger:

- Vi ser kun på utendørssensorer. Dette er naturlig ut fra at prosjektet er knyttet opp mot internasjonale operasjoner.
- Vi konsentrerer oss utelukkende om perimeterovervåking. I en internasjonal operasjon er dette også en rimelig avgrensning fordi vi der typisk vil være interessert i å ha kontroll med leirens (ytre) perimeter. Generelt er også avgrensningen rimelig. Ved store leire (jmf. OPAK⁵ på Gardermoen flystasjon) vil det være praktisk umulig å overvåke hele arealet/området til enhver tid. En adekvat overvåking av periferien er imidlertid mulig og vil gi en sikker deteksjon av inntrengningsforsøk.
- Vi ser bort fra sensorer som baserer seg på fysisk brudd etc. Slike sensorer må for det første repareres etter hver deteksjon. Dessuten er de ugunstige i en fusjon sammen med andre sensorer.

1.3 Disposisjon

I neste kapittel vi raskt presenterer to ulike fusjonsmodeller. Deretter vil vi i det påfølgende kapitlet relativt overfladisk beskrive de vanligste fusjonsmetodene. Så vil vi i kapittel 4 presentere eksperimentene vi har utført og diskutere resultatene.

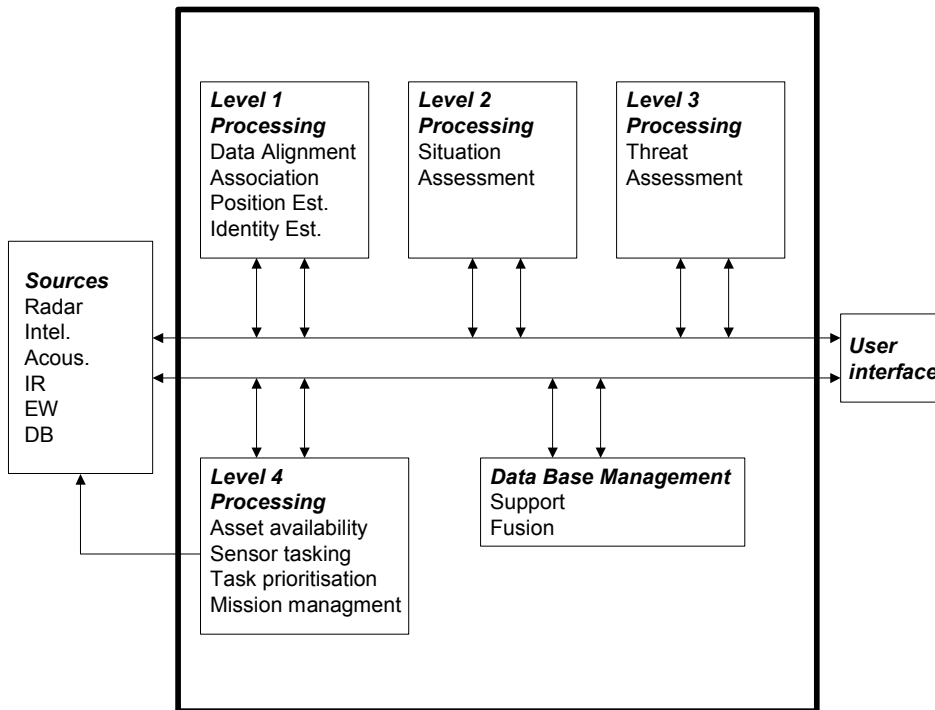
⁵ Objekt og Periferisikring med Automatisk Kameraovervåking.

2 MODELLER FOR DATA-/SENSORFUSJON

Vi vil her kort beskrive to modeller som har blitt foreslått brukt som rammeverk for en fusjonsprosess.

2.1 Modellen til Joint Directories of Laboratories (JDL)

Modellen som er utarbeidet av Joint Directors of Laboratories (JDL) er vist i Figur 2.1.



Figur 2.1 JDL-modellen av datafusjonsprosessen (figuren er hentet fra (5)).

Modellen er ment å favne veldig vidt, og den skal fungere som et verktøy for en generell diskusjon av sensorfusjon. Modellen antar et sett med sensorer som overvåker et område som inneholder et sett med ulike bevegelige objekter. På denne bakgrunnen identifiserer modellen tre ulike nivåer av fusjon, som hver gir ulike typer av informasjon som resultat:

- *Nivå 1*: Fusjonert posisjons- og identitetsestimater av detekterte objekter i overvåkingsområdet.
- *Nivå 2*: Vurdering av den militære situasjonen for fiendtlige og egne styrker.
- *Nivå 3*: Trusselvurdering av fiendtlige styrker.

Vi ser av figuren at de forskjellige nivåene kommuniserer over en felles busstruktur, hvilket indikerer at nivånummereringen ikke gjenspeiler noe strengt prosesseringshierarki. Det er imidlertid et slutningshierarki ettersom generaliteten av resultatene øker med nivået. På det nederste nivået vil det i det alt vesentlige være numeriske operasjoner som utføres (estimeringer, mønstergjenkjenning, etc.), mens det på nivåene 2 og 3 i det vesentlige er kunstig intelligensalgoritmer som er implementert (kunnskapsbaserte systemer, grafteori, etc.).

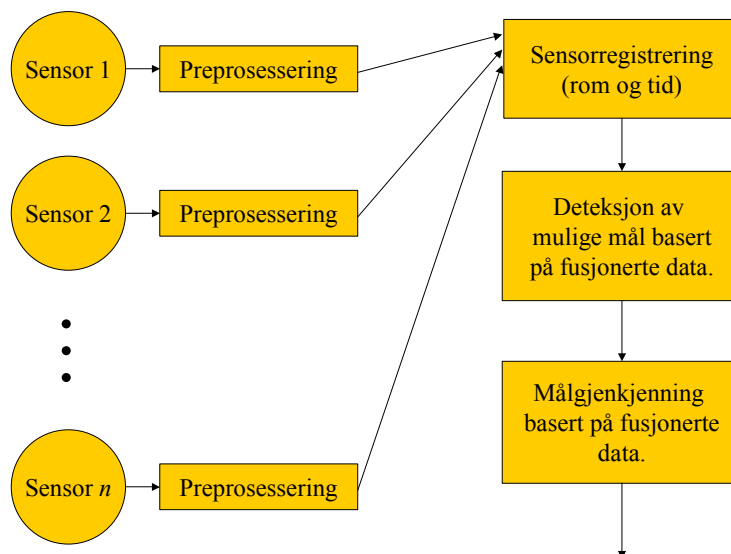
Vi ser også av figuren at det er et fjerde nivå. Denne modulen tar seg av sensorhåndtering og er en adaptiv feedbackprosess til sensorsystemet. For ytterligere beskrivelse, henvises det til (6).

2.2 En alternativ fusjonsmodell

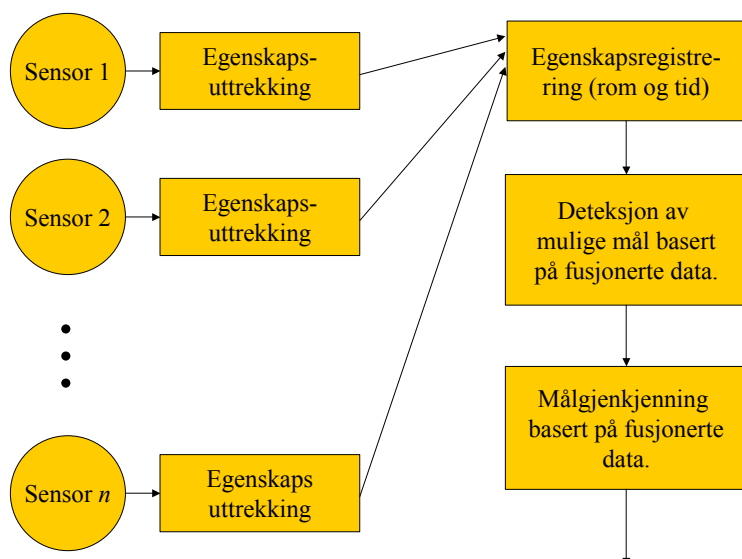
Modellen til JDL er en utmerket modell til store integrerte systemer som AWACS, men for mindre sensorsystemer, som f.eks. et overvåkingssystem kan den bli for generell; hele systemet vil være en nivå 1 – prosess. Vi vil derfor i dette avsnittet kort beskrive en alternativ modell. Denne modellen deler fusjonen inn i tre nivåer:

- Lavnivåfusjon: Fusjon på dette nivået består i å ta sensorsignalene slik de foreligger (evt. etter en initiell preprosessering), registrere disse (romlig og tidsmessig), og deretter benytte hele denne datamengden som input til algoritmer for deteksjon av potensielle objekter og målgjenkjenning.
- Fusjon på mellomnivå: Fusjon på dette nivået har store likhetstrekk med det forrige nivået. Forskjellen er imidlertid at på dette nivået foretas det først en egenskapsuttrekking fra signalene i hver sensor. Settet med egenskaper fra hver sensor registreres deretter, og så foretas det en deteksjon av potensielle objekter og målgjenkjenning basert på det samlede settet av egenskaper.
- Høynivåfusjon: Ved høynivåfusjon foretas det en deteksjon av mulige objekter uavhengig i hver sensor. Samtidig må dataene fra hver sensor (selvsagt) registreres. Resultatene fra deteksjonen av mulige objekter fusjoneres deretter samtidig som det foretas en målgjenkjenning i hver enkelt sensor. Output er en fusjon av målgjenkjenningen i hver sensor samt fusjonen av de mulige objektene.

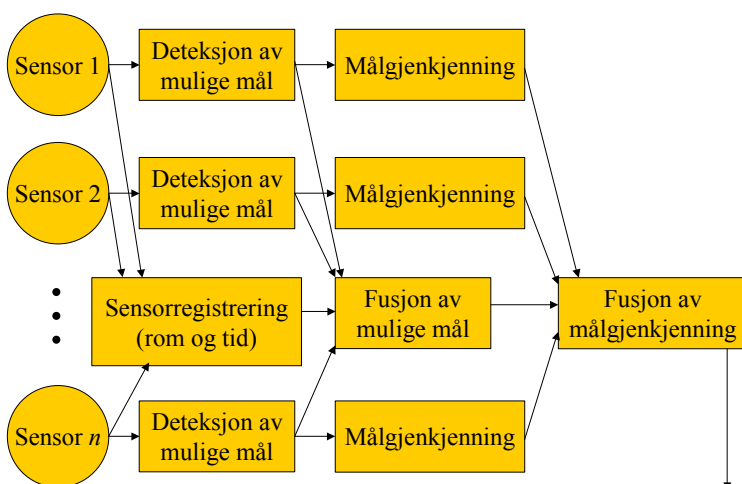
Figur 2.2 – Figur 2.4 gir en grafisk illustrasjon av de forskjellige fusjonsnivåene.



Figur 2.2 Lavnivåfusjon.



Figur 2.3 Fusjon på mellomnivå.



Figur 2.4 Høynivåfusjon.

3 TEKNIKKER FOR SENSORFUSJON

Det er ingen teori for hvordan informasjon fra flere sensorer optimalt skal utnyttes. Mange ulike teknikker har vært foreslått opp gjennom årene – mange tilpasset en gitt problemstilling. Ut fra hva som har vært publisert, synes det som om det er tre hovedgrupper av metoder som gjerne går igjen;

- 1) Regelbasert fusjon.
- 2) Bayesisk basert fusjon.
- 3) Dempster-Shafers metode.

Vi vil i etterfølgende avsnitt beskrive disse i noen detalj. For ytterligere detaljer henvises det til litteraturen.

3.1 Regelbasert fusjon

3.1.1 Kombinasjon av output

Dette konseptet baserer seg på høynivåfusjon (se avsnitt 2.2), d.v.s. at vi antar L sensorer som hver for seg foretar en klassifisering av scenen. La oss her også for enkelthets skyld anta at vi kun er interessert i at sensorene skal klassifisere i to klasser; aktivitet og bakgrunn. La videre $d_j \in [0,1]$ være output fra den j 'te sensoren. Denne er å forstå som en tiltroverdi – jo høyere verdi, desto større sjanse er det at sensoren har detektert en aktivitet. Dersom $d_j \geq 0.5$ antas sensoren å angi aktivitet. Resultatene fra de ulike sensorene kombineres v.h.j.a. en fusjonsfunksjon;

$$d = F(d_1, d_2, \dots, d_L) \quad (3.1)$$

der F betegner fusjonsfunksjonen. I litteraturen, (7), (8), har med utgangspunkt i toklassesituasjonen følgende funksjoner vært foreslått:

- 1) Minimum: Output fra sensoren med *laveste* klassifikatoroutput angir fusjonert klasseangivelse. I toklassesituasjonen vil det si en logisk AND av sensorklassifikasjonene (*alle* sensorer må altså angi klasse aktivitet for at fusjonen skal angi deteksjon).
- 2) Maksimum: Output fra sensoren med *høyeste* klassifikatoroutput angir fusjonert klasseangivelse. I toklassesituasjonen vil det si en logisk OR av sensorklassifikasjonene (minst én sensor må altså angi klasse aktivitet for at fusjonen skal angi deteksjon).
- 3) Middel: Middelveiden av output fra klassifikatoren til alle sensorene angir fusjonert klasseangivelse.
- 4) Median: Medianen av alle klassifikatoroutputene fra sensorene angir fusjonert klasseangivelse.
- 5) Indreprodukt (lineær diskriminant): Indreproduktet mellom en vektvektor og klassifikatoroutputene beregnes. Dersom dette indreproduktet er tilstrekkelig stort, gis deteksjon (som f.eks. gjort i (9))⁶.
- 6) Majority vote: Fusjonert klasseangivelse settes lik klasseangivelsen til flertallet av sensoren. I toklassesituasjonen er fusjonert klasse lik aktivitet dersom $\sum_{j=1}^L \lfloor d_j + 0.5 \rfloor > L/2$, der $\lfloor \cdot \rfloor$ angir heltallsoperatoren.

Hvilke av disse kriteriene som er best, er det vanskelig å si noe generelt om. Både (7) og (8) viser til noen eksempler der forskjellene ikke er så store mellom metodene og til andre eksempler der forskjellene er signifikante. Dessuten når det gjelder teoretiske studier som (8)⁷, hviler disse på en lang rekke forutsetninger, og det er derfor et spørsmål hvor mye generell kunnskap det er mulig å ekstrahere.

⁶ Det er selvsagt intet i veien for å benytte andre diskriminantfunksjoner (som f.eks. kvadratiske).

⁷ Se litteraturlista i (8) for henvisning til andre teoretiske studier.

3.1.2 Nettverk basert på fuzzylogikk

Dette er en ren heuristisk teknikk. Dersom en har inngående kjennskap til sensorene som skal benyttes og forholdene de skal benyttes under, vil en kunne lage gode regler for hvorledes output fra de ulike sensorene må være for at den fusjonerte klasseangivelsen skal være av typen aktivitet. Et sett med regler vi har benyttet med hell har vært:

- 1) Deteksjon dersom sterk indikasjon i minst én sensor.
- 2) Deteksjon dersom middels indikasjon i minst to sensorer.
- 3) Deteksjon dersom svak indikasjon i minst tre sensorer.

Slike regler er hensiktsmessig å implementere v.h.j.a. fuzzylogikk. For hver sensor trengs tre medlemskapsfunksjoner; én som gir “høye” verdier for en sterk indikasjon av aktivitet, én som gir “høye” verdier for middels til sterk indikasjon av aktivitet, og én som gir “høye” verdier dersom indikasjonen er minimum svak. La $p_s(i)$, $p_m(i)$ og $p_p(i)$ betegne medlemskapsverdier til h.h.v. sterk, middels og svak indikasjon til den i 'te sensoren. Gitt at min og max – funksjonene benyttes som h.h.v. fuzzyAND og fuzzyOR, kan ovenstående regel løses ved følgende enkle prosedyre⁸:

- 1) Beregn alle medlemskapsverdiene.
- 2) IF ($\max\{p_s(1), p_s(2), p_s(3)\} > th$) THEN DETEKSJON;
- 3) IF ($\max\{\min\{p_m(1), p_m(2)\}, \min\{p_m(1), p_m(3)\}, \min\{p_m(2), p_m(3)\}\} > th$) THEN DETEKSJON;
- 4) IF ($\min\{p_p(1), p_p(2), p_p(3)\} > th$) THEN DETEKSJON;

Mer sofistikerte metoder som f.eks. (10) er også tilgjengelige, men også her er det et betydelig ad-hoc-innslag i designet av algoritmen.

3.1.3 Gjensidig påvirkning

Et alternativ til prosedyren i forrige avsnitt kan være å la sensorene gjensidig få påvirke hverandre. Det vil si at dersom en sensor indikerer en aktivitet, vil følsomheten øke i de andre sensorer som overvåker samme område. Hvorledes slikt i praksis skal gjøres, må vurderes i hver enkelt anvendelse. Om det i praksis er noen særlig forskjell fra konseptet beskrevet i forrige avsnitt er også et spørsmål. I det ene tilfellet undersøkes svake responser i flere sensor, mens i det andre tilfellet vil svake responser i en sensor øke “internforsterkningen” i andre og gi deteksjon dersom utslagene i disse blir store nok. Forskjellene mellom disse strategiene er nok marginale og derfor ikke undersøkt nærmere.

⁸ Ved å integrere beregningen av medlemskapsverdier og deteksjonstesting, så kan beregningsmengden reduseres. Det er av pedagogiske grunner ikke gjort her.

3.2 Bayesisk basert fusjon

Bayesisk datafusjon eller Bayesisk inferens⁹, som det også kalles, estimerer a posteriorisannsynligheten til et sett (a priori definerte) hypoteser. Den forutsetter at hypotesene *ikke* er overlappende og at de til sammen spenner ut hele utfallsrommet. Den forutsetter også at de tilstandsbedingede sannsynlighetene (eller generelt sannsynlighetstetthetene¹⁰) for hver hypotese er kjent for hver sensor. I tillegg er det også nødvendig å kjenne a priorisannsynlighet for hver hypotese.

Anta for et kort øyeblikk at vi kun har én sensor. Fra sensoren får vi en måling, x , de tilstandsbedingede sannsynlighetene¹¹ og a priorisannsynlighetene er kjente. Bayes regel gir da a posteriorisannsynlighet for hver hypotese H_i , $1 \leq i \leq k$;

$$P(H_i | x) = \frac{P(x | H_i)P(H_i)}{\sum_{j=1}^k P(H_j)P(x | H_j)}, \quad (3.2)$$

der $P(H_i)$ betegner a priorisannsynlighet for den i 'te hypotesen. Dersom vi har n sensorer, ønsker vi tilsvarende å beregne $P(H_i | x_1, \dots, x_n)$ slik at all tilgjengelig informasjon utnyttes.

Generelt gjøres dette som

$$P(H_i | x_1, \dots, x_n) = \frac{P(x_n | H_i, x_1, \dots, x_{n-1})P(H_i | x_1, \dots, x_{n-1})}{\sum_{j=1}^k P(x_n | H_j, x_1, \dots, x_{n-1})P(H_j | x_1, \dots, x_{n-1})}, \quad (3.3)$$

der $P(H_i | x_0) \equiv P(H_i)$. Likning (3.3) er generelt vanskelig å håndtere p.g.a. avhengigheter.

Men dersom vi kan anta at de forskjellige sensorene er stokastisk uavhengige, forenkles det til det enkle uttrykket

$$P(H_i | x_1, \dots, x_n) = \frac{P(H_i) \prod_{m=1}^n P(x_m | H_i)}{\sum_{j=1}^k P(H_j) \prod_{m=1}^n P(x_m | H_j)}. \quad (3.4)$$

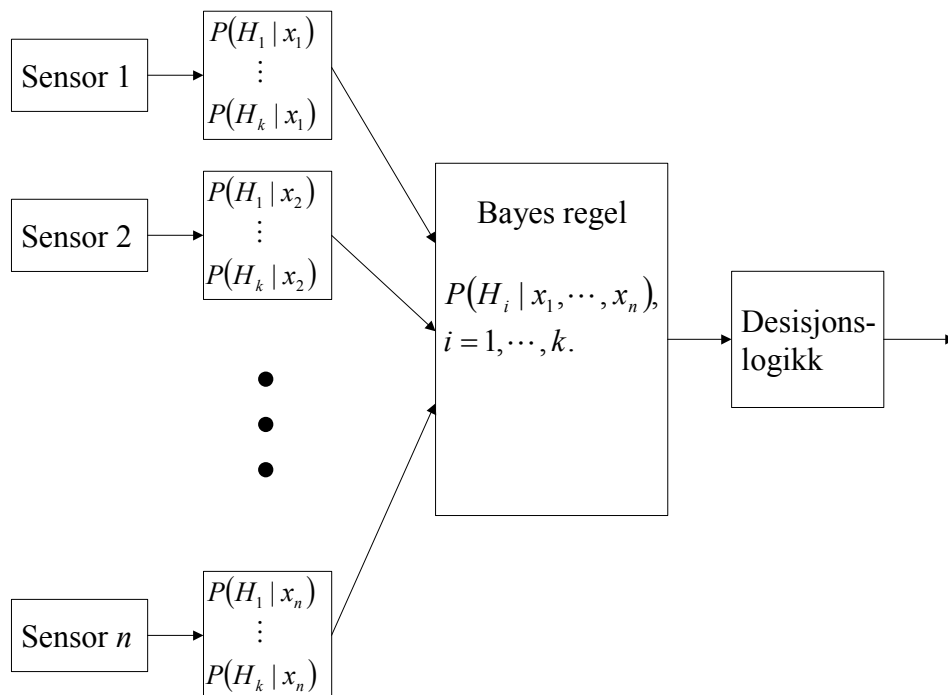
En rimelig desisjonsregel vil være (tilsvarende som i mønstergjenkjenning) å anta at en aktivitet tilhører den hypotesen som har størst a posteriorisannsynlighet. Evt. kan en innføre en tvilshypotese (utenom formelverket) som en kan benytte dersom det er flere hypoteser som er tilnærmet like. Det er også viktig å merke seg at metoden ikke uten videre håndterer outliersituasjoner (d.v.s. at vi har målinger som ikke er dekket av hypotesene). Dette ligger i forutsetningene for

⁹ For oversiktens skyld kan det argumenteres for at også klassisk inferens burde ha vært beskrevet. Vi har ikke gjort dette av to grunner. For det første er teknikken begrenset til kun å gjelde for to hypoteser. For det andre synes den å være lite brukt. Den interesserte vil finne en omtale av den i f.eks. (11), avsnitt 6.2 (pp 167-172).

¹⁰ Vi vil her for enkelthetskyld anta sannsynligheter.

¹¹ Dette er den betingede sannsynligheten for at vi observerer x gitt at den i 'te hypotesen er sann (m.a.o. $P(x|H_i)$).

metoden; at hypotesene dekker hele utfallsrommet. En illustrasjon av metoden er vist i Figur 3.1



Figur 3.1 Illustrasjon av bayesisk datafusjon. Illustrasjonen er hentet fra (11).

3.3 Dempster-Shafers metode¹²

3.3.1 Grunnleggende begreper

Dempster og Shafer utviklet en generalisering av den bayesiske datafusjonen. Generaliseringen består i at den tillater en generell usikkerhet som behandles systematisk og at den ikke krever ikke-overlappende hypoteser. Dersom imidlertid alle hypotesene er ikke-overlappende og dekker hele utfallsrommet, vil Dempster-Shafers metode gi identisk resultat med Bayesisk datafusjon¹³.

Dempster og Shafer har forsøkt å utvikle en metode som tilordner "belief" til såkalte proporsjoner¹⁴ på en tilsvarende måte som mennesker utnytter informasjon fra flere kilder. De argumenterer med at mennesker ikke tilordner sannsynligheter til et sett med ikke-overlappende hypoteser slik som den Bayesiske fusjonen. Tvert om! De argumenterer med at mennesker tilordner tiltro ("belief") til kombinasjoner av hypoteser (såkalte proporsjoner) og ikke nødvendigvis til enkelt-hypoteser.

Dempster og Shafer skiller sterkt mellom hypoteser og proporsjoner. En hypotese er en fundamental beskrivelse av naturen. Eksempler kan være "objektet er en lastebil av typen M6", "ob-

¹² Beskrivelsen følger beskrivelsen til Hall ((11), avsnitt 6.4, pp 179-187).

¹³ (11), s. 179.

¹⁴ ... som er enten hypoteser eller kombinasjoner av hypoteser.

jektet er en jeep”, eller “objektet er en gående person”. Proporsjoner kan derimot enten være en hypotese eller en kombinasjon av hypotese. Et eksempel på det siste er “objektet er et hjulgående kjøretøy” (som her er en kombinasjon av de to første eksemplene på hypoteser).

Vi antar at vi har et sett med k ikke-overlappende hypoteser som dekker hele utfallsrommet;

$$\theta = \{H_1, \dots, H_n\} \quad (3.5)$$

Dette settet med hypoteser (også kalt elementære proposisjoner) blir i Dempster Shafer (DS) – terminologien kalt *frame of discernment*. Et enkelt eksempel er terningkasting. Da vil vi ha 6 hypoteser, og H_i vil betegne at terningen viser tallet i . Men som sagt; hypoteser kan kombineres til proporsjoner, og gitt at θ inneholder n hypoteser, vil den totale proporsjonsmengden inneholde $2^n - 1$ proporsjoner. I terningkasteksemplet vil f.eks. $\{H_2 \cup H_4 \cup H_6\}$ være proposisjonen “terningen viser et partall”. Mengden av alle avledede proporsjoner (proporsjoner som er satt sammen av mer enn én hypotese) betegnes 2^n i Dempster-Shafer-terminologien, og den består av $2^n - (n + 1)$ elementer. Spesielt viktig blant disse er proposisjonen som er unionen av alle hypoteser. Denne betegnes $\tilde{\theta}$;

$$\tilde{\theta} = \{H_1 \cup H_2 \cup \dots \cup H_n\} \quad (3.6)$$

Tilordnet evidens (tiltro) om et objekt representeres ved det som kalles sannsynlighetsmasse. En sannsynlighetsmasse er en ikke-negativ mengdefunksjon, og en sensor tilordner sannsynlighetsmasser både til elementer i θ og 2^n . I tillegg er det et krav om at summen av sannsynlighetsmassene skal være 1;

$$\sum_{s \in \{\theta \cup 2^\theta\}} m(S) = 1,$$

og at sannsynlighetsmassen til den tomme mengden skal være null;

$$m(\emptyset) \equiv 0.$$

Legg spesielt merke til her sannsynlighetsmassen til $\tilde{\theta}$, $m(\tilde{\theta})$, som er uttrykk for et generelt nivå på usikkerhet. Om denne skulle være 1, betyr det at vi ikke er i stand til å skille mellom noen proporsjoner.

Dempster-Shafers metode definerer et evidensintervall bestående av *støtte* og *plausibilitet* for en gitt proporsjon, B ; $[Spt(B), Pl(B)]$. Støtten (support) til en proporsjon er gitt ved

$$Spt(B) = \sum_{A \subset B} m(A). \quad (3.7)$$

Dette er summen av sannsynlighetsmasser for en proposisjon (både innen θ og 2^n). Dersom

$B \in \theta$, f.eks. $B=H_i$, vil $Spt(B)$ ganske enkelt være $m(H_i)$. Dersom den skulle være en generell proporsjon, f.eks. $B = \{H_1 \cup H_2 \cup H_3\}$, vil støtten til B være summen av alle sannsynlighetsmasser som bidrar til alle hypotesene som inngår i proporsjonen;

$$Spt(B) = m(H_1) + m(H_2) + m(H_3) + m(H_1 \cup H_2) + m(H_1 \cup H_3) + m(H_2 \cup H_3) + m(H_1 \cup H_2 \cup H_3)$$

Tilsvarende defineres plausibilitet til en proporsjon B som manglende evidens til å støtte dens negerte mengde;

$$Pl(B) = 1 - Spt(\bar{B}). \quad (3.8)$$

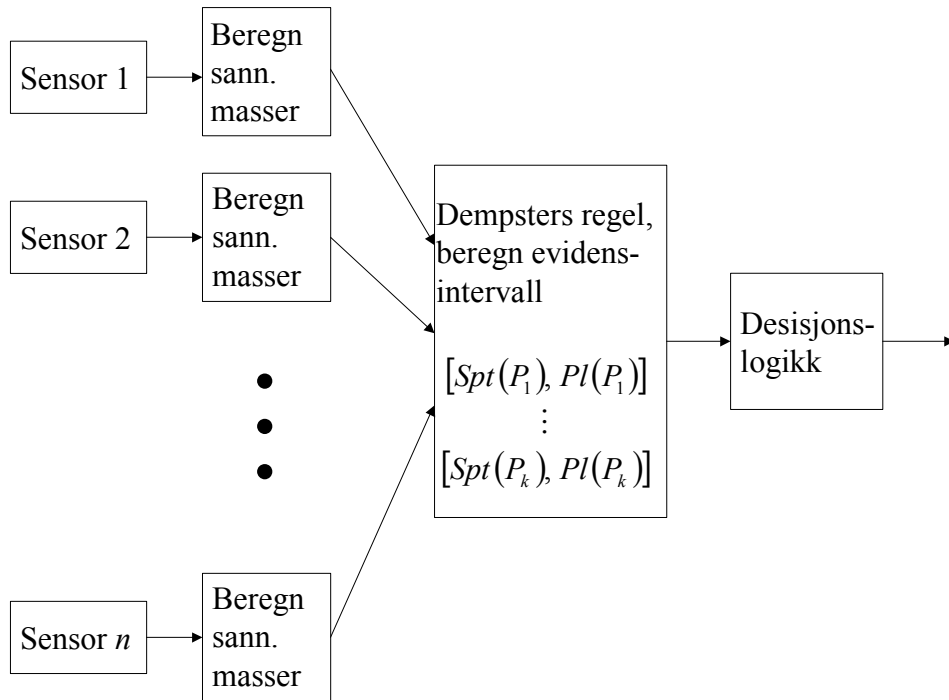
Differansen mellom plausibilitet og støtte for en gitt proporsjon kalles ignorance¹⁵.

Så for å oppsummere: Input til Dempster-Shafers metode er sannsynlighetsmasser som er tilordnet av en sensor, og output er et intervall for hver proporsjon bestående av dens støtte og plausibilitet. I neste avsnitt vil vi beskrive hvorledes informasjon fra flere sensorer kombineres og gir som output et (fusjonert) sett med support og plausibilitetsintervall.

3.3.2 Beskrivelse av fusjonsprosessen

Fusjonsprosessen er illustrert i Figur 3.2. Som vi ser, har den likhetstrekk med Bayesisk fusjon. Men i motsetning til Bayesisk fusjon, genereres det en vektor med sannsynlighetsmasser for hver sensor. Sannsynlighetsmassevektoren for hver sensor fusjoneres så til én sannsynlighetsmassevektor. Deretter beregnes støtte og plausibilitet for hver proporsjon, og til slutt føres disse størrelsene inn til en desisjonslogikk (som egentlig ligger utenfor selve DS-metoden) slik at det kan tas en avgjørelse på bakgrunn av evidensen fra alle sensorene. Her er det interessant å legge merke til at $m(\tilde{\theta})$ angir et generelt nivå på usikkerheten, og denne kan brukes til å fastslå om det er tilstrekkelig evidens til å foreta noen beslutning.

¹⁵ “uvitenhet” kunne kanskje være et brukbart norsk begrep?



Figur 3.2 Illustrasjon av sensorfusjon ved Dempster-Shafers metode.

Sannsynlighetsmassene slås sammen i h.h.t. *Dempsters kombinasjonsregel*¹⁶. La \mathbf{m}^{k-1} være vektoren med sannsynlighetsmassene etter at $k-1$ sensorer er fusjonert, og la \mathbf{m}_k være vektoren med sannsynlighetsmassene til sensor k . Da er de oppdaterte sannsynlighetsmassene gitt som

$$m^k(B) = \frac{\sum_{C \cap D=B} m^{k-1}(C)m_k(D)}{1 - \sum_{C \cap D=\emptyset} m^{k-1}(C)m_k(D)}, \quad (3.9)$$

der C og D er proporsjoner. Når sannsynlighetsmassen til en gitt proporsjon B skal oppdateres, ser vi at telleren i likning (3.9) er summen av alle sannsynlighetsmasseproduktene hvis snitt er identisk med angjeldende proporsjon. Nevneren er 1 minus summen av alle sannsynlighetsmasseproduktene til proporsjoner som er i konflikt med hverandre.

Initielt settes

$$m^0(B) = \begin{cases} 1, & B = \tilde{\theta} \\ 0, & \text{ellers.} \end{cases} \quad (3.10)$$

m.a.o. det er den totale usikkerheten som er inneholdt i den initielle sannsynlighetsmasse. La oss for oversiktens skyld illustrere dette med et eksempel der vi har følgende to hypoteser:

¹⁶ eng.: Dempster's Rule of Combination.

- 1) $A_1 =$ Sensoren detekterer aktivitet.
- 2) $A_2 =$ Sensoren detekterer ikke aktivitet (d.v.s. den detekterer bakgrunn).

Fra disse hypotesene har vi følgende tre proporsjoner:

- 1) P_1 : Hypotese A_1 er sann.
- 2) P_2 : Hypotese A_2 er sann
- 3) P_3 : Enten hypotese A_1 eller hypotese A_2 er sann (d.v.s. $\tilde{\theta}$ -proporsjonen).

Vi kan sette opp følgende tabell ved oppdateringen av informasjonen fra sensor k .

	$m_k(P_1)$	$m_k(P_2)$	$m_k(P_3)$
$m^{k-1}(P_1)$	$P_1 \cap P_1 = P_1$ $m^{k-1}(P_1) m_k(P_1)$	$P_1 \cap P_2 = \emptyset$ $m^{k-1}(P_1) m_k(P_2)$	$P_1 \cap P_3 = P_1$ $m^{k-1}(P_1) m_k(P_3)$
$m^{k-1}(P_2)$	$P_2 \cap P_1 = \emptyset$ $m^{k-1}(P_2) m_k(P_1)$	$P_2 \cap P_2 = P_2$ $m^{k-1}(P_2) m_k(P_2)$	$P_2 \cap P_3 = P_2$ $m^{k-1}(P_2) m_k(P_3)$
$m^{k-1}(P_3)$	$P_3 \cap P_1 = P_1$ $m^{k-1}(P_3) m_k(P_1)$	$P_3 \cap P_2 = P_2$ $m^{k-1}(P_3) m_k(P_2)$	$P_3 \cap P_3 = P_3$ $m^{k-1}(P_3) m_k(P_3)$

Tabell 3.1 Dempsters kombinasjonsregel (laget på bakgrunn av(12) og (13)).

Fra Tabell 3.1 finner vi at oppdateringsformelen (likning (3.9)) i dette tilfellet blir¹⁷:

$$\begin{aligned}
 m^k(P_1) &= \frac{m^{k-1}(P_1) + m_k(P_1) - m^{k-1}(P_1)[m_k(P_1) + m_k(P_2)] - m^{k-1}(P_2)m_k(P_1)}{1 - m^{k-1}(P_2)m_k(P_1) - m^{k-1}(P_1)m_k(P_2)} \\
 m^k(P_2) &= \frac{m^{k-1}(P_2) + m_k(P_2) - m^{k-1}(P_2)[m_k(P_1) + m_k(P_2)] - m^{k-1}(P_1)m_k(P_2)}{1 - m^{k-1}(P_2)m_k(P_1) - m^{k-1}(P_1)m_k(P_2)} \\
 m^k(P_3) &= \frac{[1 - m^{k-1}(P_1) - m^{k-1}(P_2)][1 - m_k(P_1) - m_k(P_2)]}{1 - m^{k-1}(P_2)m_k(P_1) - m^{k-1}(P_1)m_k(P_2)}
 \end{aligned} \tag{3.11}$$

4 EKSPERIMENTER

I eksperimentene vi har utført har vi ønsket å skille personellaktivitet fra bakgrunn ved å fusjonere informasjon fra flere ulike sensorer.

¹⁷ Merk at formelverket rimeligvis ikke håndterer muligheten for fusjon av "sterkt motstridende informasjon". Hvis f.eks. $\mathbf{m}^{k-1} = [1,0,0]$ samtidig som $\mathbf{m}_k = [0,1,0]$, så vil (3.11) få 0 både i teller og nevner.

Dette betyr altså at vi har to hypoteser; personellaktivitet vs. bakgrunn. Dette er to hypoteser som ikke er overlappende og som spenner ut hele utfallsrommet. Derfor vil Bayesisk fusjon og fusjon med Dempster-Shafers metode gi samme resultat¹⁸. Vi har likevel valgt å implementere begge metodene for å skaffe oss erfaring med dem.

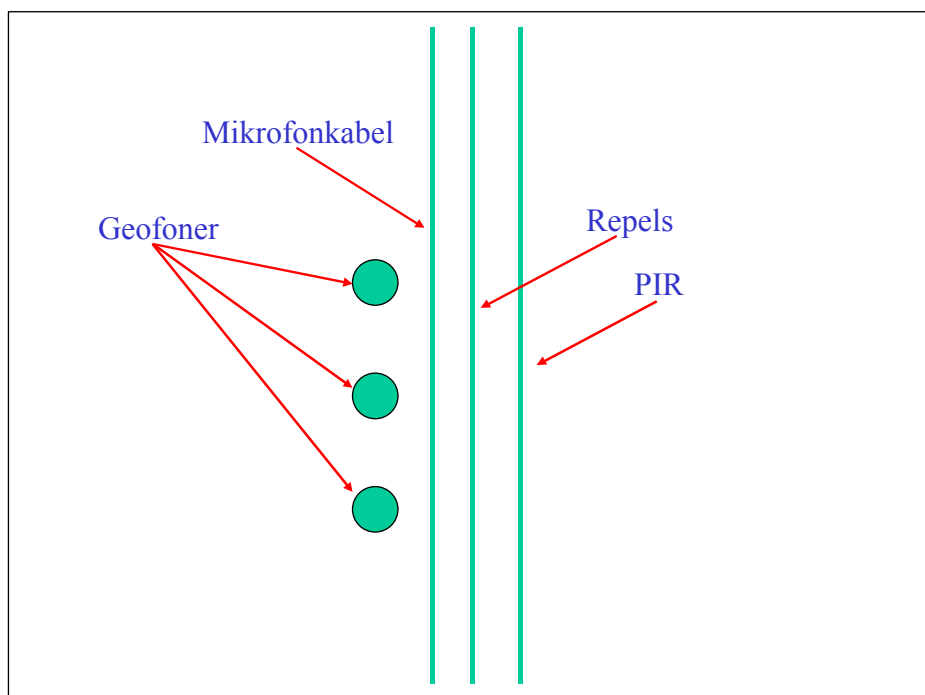
4.1 Tilgjengelige sensorer

Med ett unntak er sensorene vi har hatt tilgjengelige for eksperimenteringsformål, sensorer som har vært testet ut (hver for seg) i tidligere prosjekter¹⁹;

- 1) Mikrofonkabel
- 2) Geofon (3 stykker)
- 3) Passiv IR
- 4) Elektromagnetisk sensor (bølgeleder – Repels)

Figur 4.1 viser hvordan vi har utplassert sensorene. I eksperimentene har vi antatt at en inntrengning vil komme fra høyre mot venstre slik at PIR og Repels vi kunne gi deteksjon før vi observerer signalendringer i mikrofonkabelen og geofonene.

Vi vil kort beskrive de ulike sensorene i det etterfølgende.



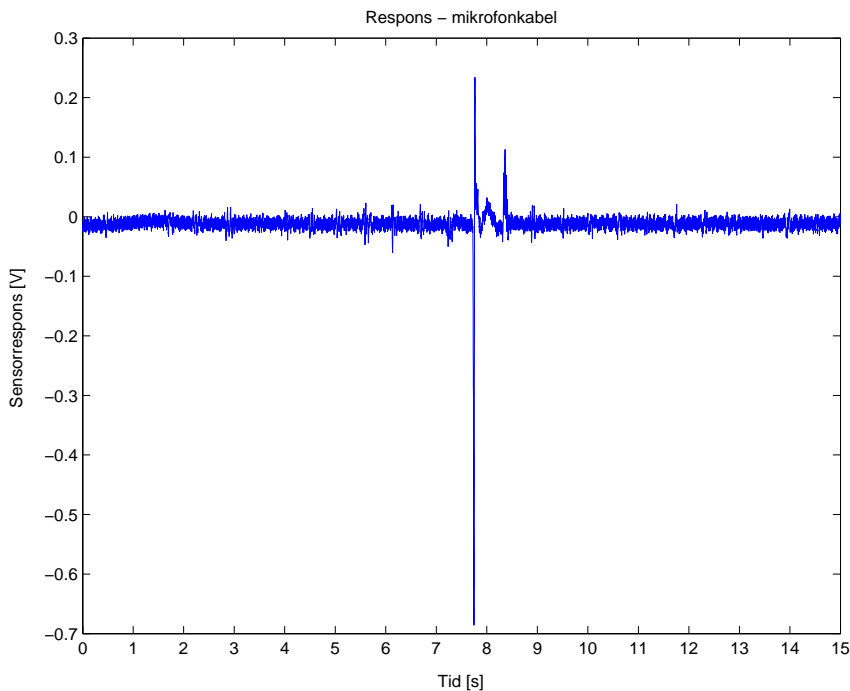
Figur 4.1 Skisse av sensorutplasseringen.

¹⁸ (11), s. 179.

¹⁹ Unntaket er PIR-sensoren som er lånt av H Tepstad ved Forsvarsbygg.

4.1.1 Mikrofonkabel

En mikrofonkabel konverterer seismisk/akustisk energi til elektrisk energi. En lengde på 10 meter av en piezoelektrisk kabel fra AMP²⁰. Denne kabelen vet vi er benyttet i kommersielle systemer. Kabelen ble gravd 10-15 cm ned i bakken. Den ene enden av kabelen ble koblet til en koaksialkabel og ført inn på en av kanalene til en Brüel og Kjær 2690 – forsterker. I denne forsterkeren ble signalene først ført gjennom et båndpassfilter hvis nedre og øvre grensefrekvens er hhv. 0.1 Hz og 100 Hz. Det filtrerte signalet ble deretter forsterket med en dekade. I Figur 4.2 er det vist et eksempel på en person som går normalt på retningen til mikrofonkabelen.



Figur 4.2 Eksempel på respons til mikrofonkabel.

Vi hadde opprinnelig ikke tilgjengelig noen algoritme for personlleteksjon. Det viste seg raskt at en deteksjon kun på bakgrunn av store amplituder ikke ville gi noen god diskrimineringssevne mellom objekt og bakgrunn. Vi utviklet derfor en prosesseringsmessig enkel algoritme bestående av preprosessering, transientdeteksjon og analyse av transienter (14). Preprosesseringen filtrerer bort uønskede frekvensintervall, transientdeteksjonen detekterer mulige fottrykk og den etterfølgende analysen undersøker om et sett med transienter kan tenkes å stamme fra en gående person. Output er en tiltroverdi som ligger mellom 0 og 1 der en høy verdi indikerer stor tiltro til at en person er detektert.

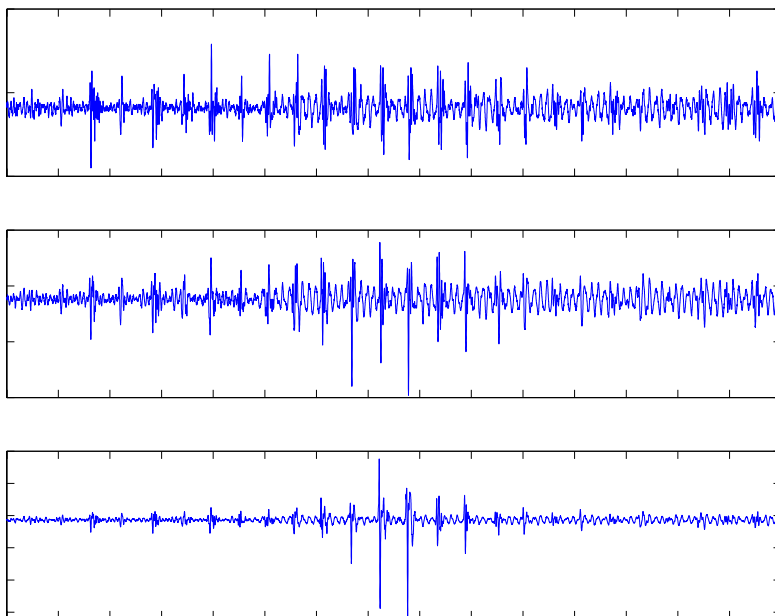
4.1.2 Geofon

En geofon transformerer lavfrekvent seismiske signaler til elektrisk energi (resonans er mellom 6Hz og 10Hz). Vi gravde ned 3 SM-4 geofoner fra Sensor Netherland bv²¹ ca. ½ meter fra mikrofonkabelen. Avstanden mellom geofonene er 2.5 meter. Som for mikrofonkabelen, ble også

²⁰ Informasjon om kabelen kan lastes ned fra <http://www.msiusa.com/>.

²¹ Geofonene er av typen SM-4 og er satt inn i en PE-3 geofonkasse. Informasjon kan lastes ned fra <http://www.i-o.com/>.

hver av geofonene koblet til en koaksialkabel, og signalene ble ført inn til en av kanalene på en Brüel og Kjær 2690 – forsterker. Her ble signalene først sendt gjennom et båndpassfilter hvis nedre og øvre grensefrekvens er hhv. 0.1 Hz og 100 Hz. Det filtrerte signalet ble deretter forsterket med en dekode. I Figur 4.3 er det vist et eksempel på en person som passerer området der de tre geofonene er lagt ut.



Figur 4.3 Eksempler på respons til geofoner.

Også her viste det seg at en deteksjon utelukkende basert på store amplituder ikke ville gi noen god diskriminering mellom objekt og bakgrunn. Med unntak av preprosesseringen, benyttes derfor samme algoritme for personelldeteksjon som vi benytter for personelldeteksjon i mikrofonkabel (14).

4.1.3 Passiv IR

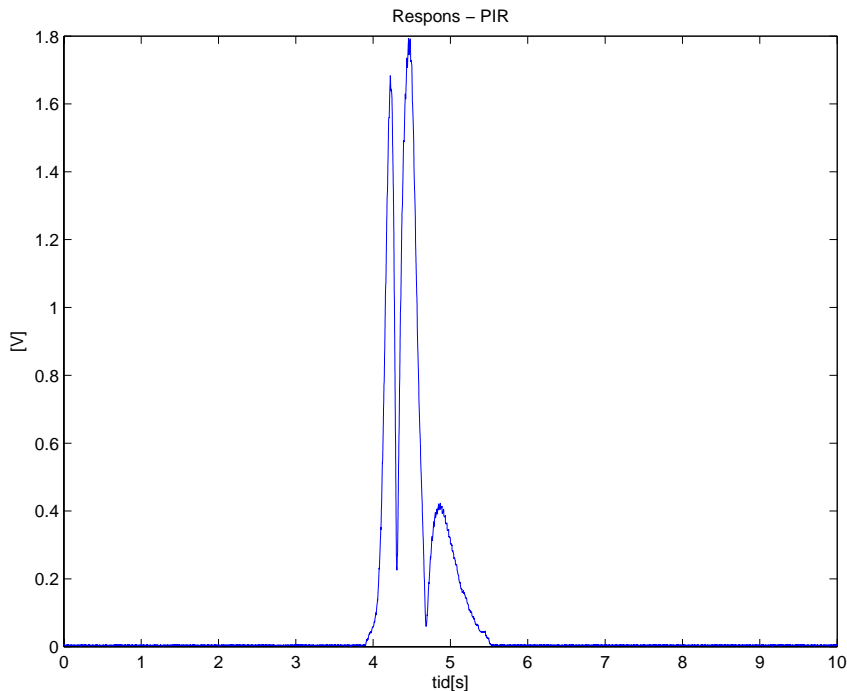
En passiv infrarød sensor (PIR) detekterer elektromagnetisk utstrålt energi i det infrarøde området. Vanligvis er det området 7-14 μm som benyttes fordi det er i dette området menneskekroppen stråler sterkest. PIR-sensorer registrerer endringer i termisk stråling, hvilket inntreffer når et “varmt” objekt passerer foran en “kald” bakgrunn eller omvendt.

Sensoren vi har benyttet er en PIR-250 fra Ernitec. Denne sensoren består av 3 IR-detektorer som registrerer termiske endringer i nærområdet (1.3-18 meter), på middels hold (18-50 meter) og på langt hold (50-150 meter)²². Sensoren sampler signalene fra hver IR-detektor med en samplingsfrekvens på 300 Hz. Når signalet fra en eller flere av IR-detektorene blir tilstrekkelig sterkt relativt til støynivået, startes en foranalyse av signalet/signalene. Dersom peak-amplitude, stigetid, lengde på tidsintervall der signalet avviker fra bakgrunnsnivå, etc., er innenfor

²² Det forutsettes at sensoren monteres 4 meter over bakkenivå.

predefinerte nivåer, så genereres en deteksjon. Detektoren er optimalisert med tanke på deteksjon av gående personer i hastighetsintervallet 0.2-5 m/s.

Output fra prosesseringen av en av IR-detektorene kan logges. Dette er en spenning som ligger i intervallet 0-5V. Vi har montert sensoren slik at IR-detektoren for middels rekkevidde dekker omtrent samme avstandsintervall som de øvrige sensorene, og vi logger output fra prosesseringen av denne detektoren. I Figur 4.4 er det vist et eksempel på output fra detektoren når en gående person passerer.

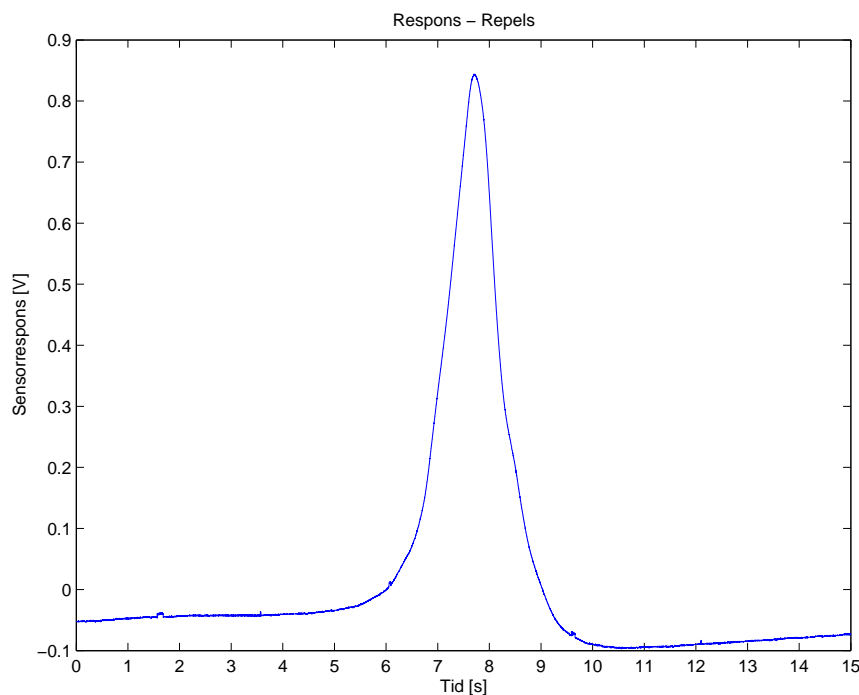


Figur 4.4 Eksempel på respons til PIR.

4.1.4 Elektromagnetisk sensor (bølgeleder – Repels)

Sensoren i en bølgeleder består av en isolert kabel som plasseres rundt 1 meter over bakken langs perimeteren som skal sikres. Systemet sender ut radiobølger langs lederen. Disse ligger gjerne i frekvensområdet 40-100 MHz. Dersom et objekt med annen konduktivitet og/eller permittivitet (typisk vanninnhold) kommer i nærheten av mottakerkabelen, vil transmisjons- og refleksjonsegenskapene for radiosignal i volumet endres. Dermed vil radiosignalet ved mottakerenden av bølgelederen bli endret, og ved å terskle på den tidsderiverte til signalstyrken får man en deteksjon.

Sensoren vi har benyttet er en Repels fra Sensor Stellar. I tillegg til en binær alarmutgang, har denne også en analog utgang. Hvordan dette signalet er generert, er ukjent. Det vi kan observere er at det er påvirket av personer som krysser kabelen. Et eksempel er vist i Figur 4.5.



Figur 4.5 Eksempel på respons til Repels.

4.1.5 Datafangst

Signalene fra de ulike sensorene ble ført inn til et National DAQCard-6036E loggekort. Dataene ble avlest med rutiner fra Matlabs “Data Aquisition Toolbox”. Vi benyttet en samplingsfrekvens på 1 kHz for alle sensorer.

4.1.6 Egenskaper

Vi vil her kort beskrive egenskapene fra de ulike sensorene som danner grunnlag for fusjonen.

Mikrofonkabel og geofon:

Output fra disse er en tiltroverdi som ligger mellom 0 og 1. Disse tiltroverdiene benyttes slik som de er.

PIR:

Output fra PIR er resultatet fra prosesseringen av én av IR-detektorene representert som et (analogt) spenningsnivå. Jo større dette er, jo større tiltro er det grunn til å ha til at sensoren har detektert en gående person. Dette spenningsnivået kan i prinsippet benyttes videre slik som det er. Imidlertid er det i vårt oppsett slik at PIR er følsom i et område som er i ytterkant av marksensorenes følsomhetsområde. Dermed vil en evt. deteksjon i PIR kunne ha inntruffet og output fra sensoren gått tilbake til bakgrunnsnivået før vi får deteksjon i en av marksensorene. Dette problemet kan håndteres på flere måter. Én måte kan være å registrere deteksjoner/indikasjoner fra ulike sensorer og så analysere (parsere) disse. En annen måte – og som vi har valgt – er å la signalet fra PIR få en hukommelse. Dette kan enkelt gjøres ved å la input til fusjonen være den maksimale spenningen som har vært observert de siste α sekundene. I vårt oppsett synes ikke valg av α å være særlig kritisk. Vi har satt α til 25 sekunder; m.a.o.

$$P(t) = \max_{t-25 \leq \tau \leq t} \{v_p(\tau)\}, \quad (4.1)$$

der v_p er outputspenning fra PIR.

Repels:

Kikker vi på responsen til sensoren, så ser vi at bakgrunnsnivået varierer en del. I Figur 4.5 er f.eks. bakgrunnsnivået vesentlig lavere etter passeringen enn før. Vi har derfor valgt å benytte maksimal signaldifferanse innen et lite tidsintervall som egenskap. Tidsintervallet har vi satt til 3 sekunder. Denne tidsintervallegenskapen har vi igjen gitt en hukommelse på samme måte som for PIR-signalet;

$$R(t) = \max_{t-3 \leq \tau \leq t} \left\{ \left(\max_{\tau-3 \leq \rho \leq \tau} \{v_r(\rho)\} - \min_{\tau-3 \leq \rho \leq \tau} \{v_r(\rho)\} \right) \right\}, \quad (4.2)$$

der v_r er outputspenning fra Repels.

4.2 Fusjonsmetoder

Vi vil i dette avsnittet kort beskrive hvorledes vi har benyttet de ulike fusjonsmetodene i våre eksperimenter. Vi har utført to sett med eksperimenter for hver metode.

I det ene settet har vi ønsket å beholde følsomheten til den enkelte sensor og i tillegg øke følsomheten for totalsystemet i det området der sensorene overlapper hverandre. Falskdeteksjonsraten vil dermed *ikke* bli redusert med denne strategien, men det vi ønsker å undersøke, er om denne kan holdes tilnærmet konstant og i tillegg øke deteksjonsevnen i overlappsområdet. Dette kan oppnås ved at hver sensor kan gi deteksjon ved store utslag. Jo svakere indikasjoner det er på aktivitet i en sensor, jo mer tilleggsinformasjon må være tilgjengelig i andre sensorer for at det skal gis deteksjon.

I det andre settet så ønsker vi å redusere antall falske deteksjoner så vel som antall deteksjoner utenfor området der sensorene overlapper hverandre. Dette kan enkelt gjøres ved å kreve at én sensor alene ikke kan gi deteksjon, men må minst støtte seg på en (svak) indikasjon fra en annen sensor. I prinsippet blir følsomheten da dårligere. Hvis man f.eks. har to sensorer og det er mulig å passere en av dem uten at det gis noen indikasjon, så gis det heller ikke noe deteksjon fra det fusjonerte systemet. I praksis er det imidlertid grunn til å tro at dette ikke vil merkes fordi det vil være temmelig krevende å passere en (god) sensor uten at det gis noen indikasjon.

4.2.1 Regelbasert metode implementert ved bruk av fuzzylogikk

Eksperimentsett 1:

Vi ønsker her at sikker deteksjon i (minst) én sensor skal gi deteksjon, og at mer og mer informasjon skal kreves etter hvert som indikasjonen i sensorene blir svakere. Vi har derfor satt opp følgende regler:

- 1) Sterke signaler i minst én sensor → deteksjon.
- 2) Minst middels sterke signaler i minst to sensorer → deteksjon.
- 3) Minst svake signaler i minst tre sensorer → deteksjon.

Sigmoidefunksjonen er benyttet som medlemskapsfunksjon. Denne er definert som

$$p(x) = \frac{1}{1 + \exp\left(\frac{\alpha - x}{\Delta / \ln(9)}\right)} \quad (4.3)$$

der α angir punktet der medlemskapsfunksjonen er $\frac{1}{2}$, og Δ angir hvor bratt sigmoiden stiger. Den er definert slik at $p(\alpha - \Delta) = 0.1$ og $p(\alpha + \Delta) = 0.9$. Verdiene vi har benyttet for sterke, middels og svake signaler er angitt i Tabell 4.1.

Signaler	Marksensor		PIR		Repels	
	α	Δ	α	Δ	α	Δ
Sterke	0.75	0.05	0.20	0.05	0.15	0.05
Middels	0.55	0.05	0.09	0.01	0.07	0.05
Svake	0.30	0.05	0.02	0.005	0.035	0.01

Tabell 4.1 Parametre til medlemskapsfunksjonene.

Eksperimentsett 2:

Vi ønsker her at ingen sensor skal kunne gi deteksjon alene. Vi har derfor endret den første regelen til å være

- 1) Sterke signaler i minst én sensor og minst svake signaler i minst en annen sensor → deteksjon.

De øvrige to reglene er uendret. De samme parametrene som for eksperimentsett 1 er også benyttet her (se Tabell 4.1).

4.2.2 Bayesisk basert fusjon

Vi har her to hypoteser vi skal knytte “sannsynligheter” til. Den ene hypotesen er at det er en personellaktivitet i overvåkingsområdet til sensorene. Den andre er at det ikke er noe slik aktivitet; mao. at det kun er bakgrunnsaktivitet som observeres.

Ved Bayesisk basert fusjon, benyttes å priorisannsynligheter og de tilstandsbetingede sannsynlighetstetthetsfunksjonene for hver sensor som input til fusjonen. Dette er betingede sannsynlighetstettheter for en sensorrespons gitt klasse. Denne er ikke enkel å modellere. Vi har derfor valgt å ta utgangspunkt i a posteriorisannsynlighetene og konvertere disse til tilstandsbetingede sannsynlighetstettheter. Dette forutsetter egentlig at vi kjenner fordelingen til responsen til sensoren og alle å priorisannsynligheter. Vi kjenner ikke noe av dette. Når det gjelder å priorisann-

synligheter har vi valgt å se bort fra dem (det betyr at $(p(H_1) = p(H_2) = 0.5)$). Det eneste vi da må passe på er at den relative forskjellen mellom de tilstandsbetingede sannsynlighetstetthetene samsvarer med våre valg av a posteriorisannsynligheter. I tillegg har vi definert $p(x | H_1) \equiv 1$. Gitt dette, så har vi at

$$p(x | H_2) = P(H_2 | x) / P(H_1 | x). \quad (4.4)$$

Vi har valgt at en fusjonert a posteriorisannsynlighet lik 0.8 skal gi deteksjon.

Eksperimentsett 1 – valg av sannsynligheter

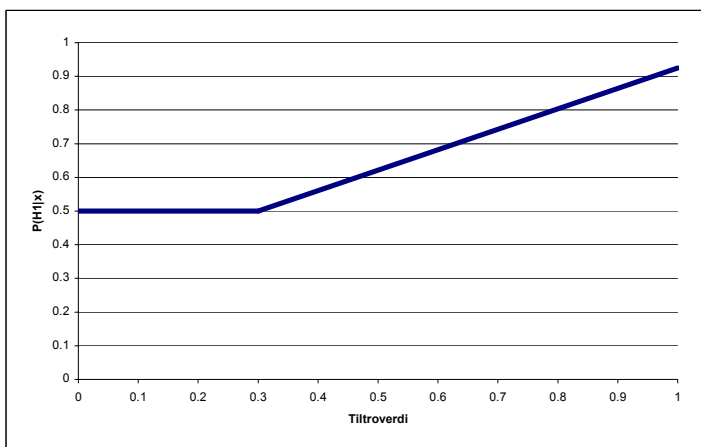
I dette eksperimentsettet skal et kraftig signal i én sensor være tilstrekkelig for å gi deteksjon, og jo svakere signalet i en sensor er, desto mer tilleggsinformasjon kreves fra andre sensorer. Dette betyr at *ingen* sensorer skal gi bidrag som *reduserer* den fusjonerte a posteriorisannsynligheteten for aktivitet; $P(H_1 | x)$. Dette oppnås ved å sette

$$P(H_1 | x_k) = P(H_2 | x_k) = 0.5$$

dersom sensor k ikke gir noen indikasjon på personellaktivitet.

Mikrofonkabel

Ut fra tilgjengelig data har vi funnet det rimelig å betrakte tiltroverdier lavere enn 0.3 som bakgrunn. Større tiltroverdier indikerer (i stigende grad) aktivitet, og når tiltroverdien overstiger 0.8, betrakter vi det som deteksjon på aktivitet. På den bakgrunn er a posteriorisannsynligheten for aktivitet satt lik 0.5 dersom tiltroen er mindre enn 0.3. Deretter øker den lineært slik at den er 0.8 for tiltro lik 0.8. A posteriorisannsynligheten som funksjon av tiltroverdi er vist i Figur 4.6.



Figur 4.6 Modellert a posteriorisannsynlighet for aktivitetsdeteksjon i mikrofonkabelen.

Geofon

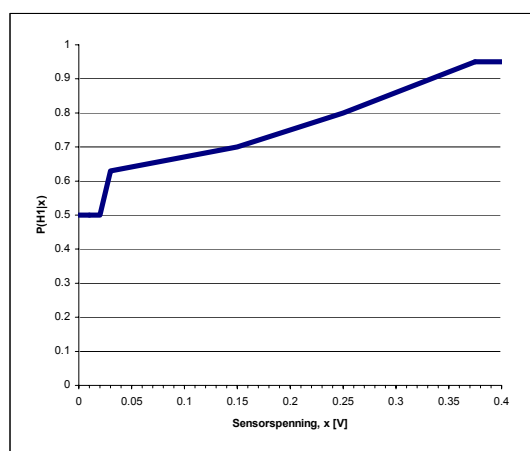
I og med at det er flere geofoner som til sammen dekker samme lengde på overvåkingsområdet som mikrofonkabel, PIR og Repels, har vi slått sammen signalene fra geofonene. Dette er gjort

ved at signalene fra hver geofon prosesseres uavhengig av hverandre, og en tiltroverdi for hver geofon beregnes. Deretter velges maksimal tiltroverdi som respons fra geofonene.

På bakgrunn av en respons fra geofonene, er a posteriorisannsynligheten modellert på samme måte som for mikrofonkabelen.

PIR

Fra våre langtidstester har vi observert at amplituden til sensorstøyen sjelden er mer enn 0.02V og veldig sjelden større enn 0.1V²³. Vi har funnet at dersom vi krever en sensorspenning større enn 0.25V for at PIR alene skal gi deteksjon, så blir falskdeteksjonsraten veldig liten (trolig < 1 pr. uke). Vi har derfor modellert $P(H_1 | x)$ som vist i Figur 4.7.



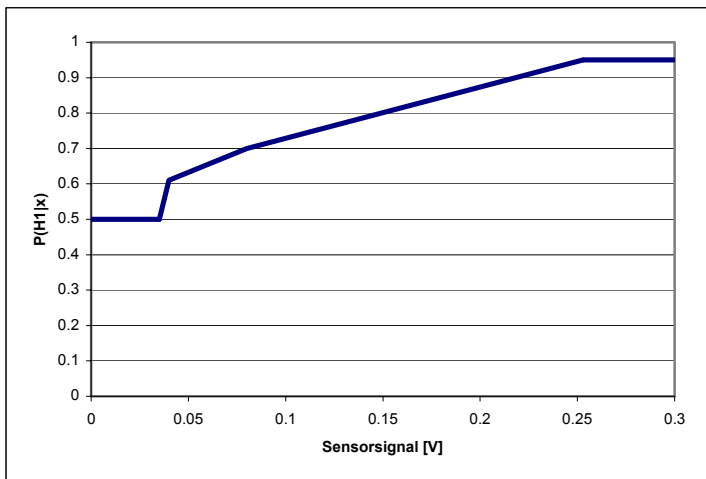
Figur 4.7 Modellert a posteriorisannsynlighet for aktivitetsdeteksjon i PIR-sensoren.

Repels

Fra våre langtidstester har vi observert at sensorstøyen²⁴ praktisk talt aldri er større enn 0.03 V. Vi har funnet at dersom vi krever en egenskapsverdi større enn 0.15 V for at Repels alene skal gi deteksjon, så blir falskdeteksjonsraten veldig liten. Vi har derfor valgt å modellere $P(H_1 | x)$ som vist i Figur 4.8.

²³ Ved nedbør, (regn og snø) vil utslagene fra PIR kunne ligge på dette nivået.

²⁴ Støynivået til egenskapen vi har avledet av den analoge outputen fra sensoren, se likning (5.2).



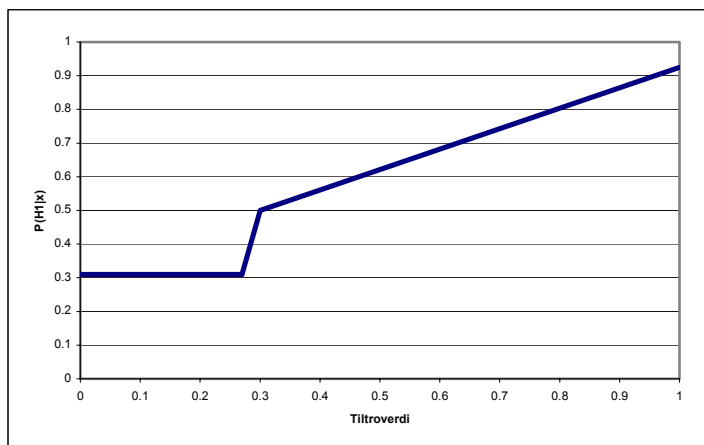
Figur 4.8 Modellert a posteriorisannsynlighet for aktivitetsdeteksjon i Repels-sensoren.

Eksperimentsett 2 – valg av sannsynligheter

For dette eksperimentsettet skal ikke en enkelt sensor kunne gi deteksjon. Vi har observert at geofonen og PIR vanskelig lar seg passere uten at det gis i det minste en svak indikasjon på aktivitet. Dette medfører at disse kan tillates å gi bidrag til $P(H_1 | x)$ som reduserer denne. Vi får derfor endringer i modelleringen av a posteriorisannsynlighetene for disse sensorene (i forhold til eksperimentsett 1). For mikrofonkabel og Repels har vi ikke gjort noen endringer. Dette fordi maksimal deteksjonsavstand normalt på mikrofonkabelen er dårlig, og Repelsen vet vi kan passeres uten at den registrerer noen antydning til aktivitet. Maksimal a posteriorisannsynlighet fra en enkelt sensor er satt til 0.95. Dette fordi enhver deteksjon, uansett hvor sikker den enn måtte synes å være, har en viss usikkerhet knyttet til seg. Vi har, som nevnt, valgt 0.8 som terskel på minste fusjonerte a posteriorisannsynlighet for at det skal gis personlledeteksjon. Dette setter føringer på hvor stor verdier $P(H_2 | x)$ fra en annen sensor kan anta. Valgene er gjort slik at dersom det bare er et stort utslag i én sensor blir fusjonert a posteriorisannsynlighet ikke større enn 0.79.

Geofon

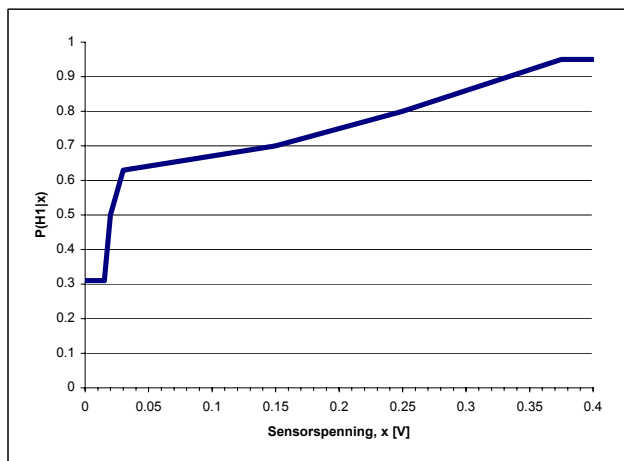
Ut fra formelverket og hva vi allerede har skrevet, kan vi finne at $P(H_2 | x)$ ikke kan være større enn $9/13$ (om lag 0.69). På den bakgrunnen og ut fra bakgrunnsstatistikk har vi modellert a posteriorisannsynligheten for aktivitet som vist i Figur 4.9.



Figur 4.9 Modellert a posteririsannsynlighet for aktivitetsdeteksjon i geofonen for eksperimentsett 2.

PIR

Som nevnt for eksperimentsett 1, har vi fra våre langtidstester har vi observert at sensorstøyen sjelden er mer enn 0.02V (oftest ligger den mellom 0.007V og 0.010V). Vi har funnet at dersom vi krever en sensorspenning større enn 0.25V for at PIR alene skal gi deteksjon, så blir falskdeteksjonsraten veldig liten (trolig < 1 pr. uke). Dette sammen med begrensningene vi har på hvor stor $P(H_2 | x)$ kan være (med tanke på at andre sensorer skal kunne gi deteksjon) medfører at vi har modellert $P(H_1 | x)$ som vist i Figur 4.10.



Figur 4.10 Modellert a posteririsannsynlighet for aktivitetsdeteksjon i PIR-sensoren for eksperimentsett 2.

4.2.3 Dempster-Shafers metode

Vi har samme tohypotesesituasjon som eksemplet i avsnitt 3.3.2. Generelt vil vi for sensor k benytte sannsynlighetsmassene

$$\begin{aligned} m_k(P_1) &= f_k(x) \\ m_k(P_2) &= 0 \\ m_k(P_3) &= 1 - f_k(x) \end{aligned}$$

dersom sensoren indikerer mulighet for en personellaktivitet, og

$$\begin{aligned} m_k(P_1) &= 0 \\ m_k(P_2) &= g_k(x) \\ m_k(P_3) &= 1 - g_k(x) \end{aligned}$$

ellers. Her betegner f en signifikansfunksjon gitt indikasjon på aktivitet og g en signifikansfunksjon gitt indikasjon på bakgrunn. Sannsynlighetsmassene kan sees på som en signifikans-/konfidensfunksjon. Dette betyr altså at dersom sensoren indikerer personellaktivitet, så knyttes det en sannsynlighetsmasse (konfidens) til denne. Den resterende sannsynlighetsmassen indikerer usikkerheten, og derfor tilordnes den til $\tilde{\theta}$ (d.v.s P_3).

Gitt informasjon fra sensorene, så fusjoneres disse sammen som vist i likning (3.11). Dersom $m(H_1)$ (som i dette tilfellet er identisk med støtten til proporsjon 1) er større enn 0.8, så antas en personellaktivitet å være detektert.

Vi vil nå beskrive sannsynlighetsmassefunksjonene nærmere.

Eksperimentsett 1 – valg av sannsynlighetsmasser

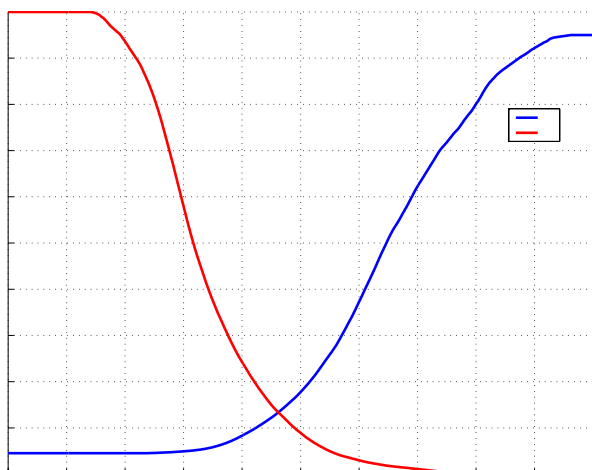
For alle sensorer gjelder at det gis sannsynlighetsmasse lik 0 dersom de *ikke* indikerer aktivitet (det betyr at proporsjonene P_1 og P_2 tilordnes verdien 0 og P_3 verdien 1, m.a.o.: $g_k = 0, \forall k$). Konsekvensen er at de fusjonerte sannsynlighetsmassene *ikke* endres dersom en sensor *ikke* indikerer aktivitet. I det etterfølgende beskrives sannsynlighetsmassene som benyttes dersom en sensor indikerer aktivitet.

Mikrofonkabel og geofon

I motsetning til hva vi gjorde for Bayesisk fusjon, har vi her valgt å modellere sannsynlighetsmassen ut fra bakgrunnsstatistikken. Det er enkelt å generere bakgrunnsstatistikk for tiltroverdiene fra marksensorene (mikrofonkabel og geofon), med det er ikke enkelt å modellere fordelingen av tiltroverdier gitt en aktivitetssituasjon. Til det avhenger fordelingen av en mengde parametre; alt fra jordsmonn til skotøy og ganglag hos personen som befinner seg i sensorenes deteksjonsområde. Vi har derfor her valgt å benytte en strategi som er sterkt influert av Midtgaards valg (13). Utgangspunktet er bakgrunnsstatistikk som er generert på bakgrunn av lange målinger uten aktivitet i sensorenes nærområde. Denne bakgrunnsstatistikken kan danne grunnlaget for sannsynlighetsmassen til H_1 . Sannsynlighetsmassen til H_1 skal være en monotont stigende funksjon, og det er rimelig å sørge for at den stiger etter som den kumulative fordelingen til bakgrunnsstatistikken avtar. På bakgrunn av resultater i (13) har vi valgt å ta utgangspunkt i funksjonen

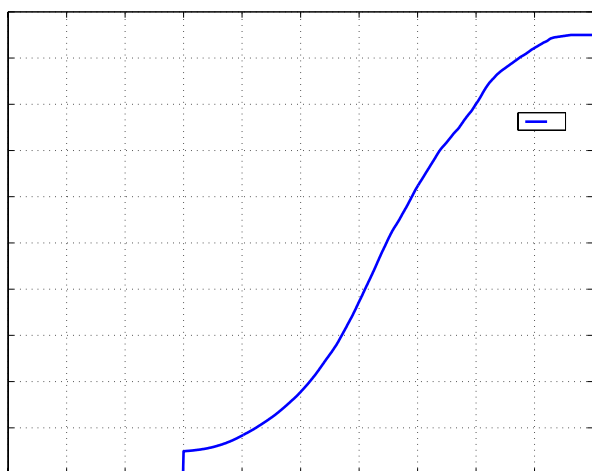
$$f(x) \equiv \frac{0.95}{1 + 20g(\max(x - 0.2, 0))}, \quad (4.5)$$

der g er den kumulative fordelingen til bakgrunnsstatistikken. Konstantene som inngår i funksjonen er valgt ved prøving og feiling og slik at $f(0.8) = 0.8$. Et plot av funksjonene er vist i Figur 4.11.



Figur 4.11 Plot av funksjonene f (blå kurve) og g (rød kurve og kumulativ fordeling av bakgrunnsstatistikken).

Ut fra tilgjengelig data, har det vært rimelig å betrakte tiltroer lavere enn 0.3 som bakgrunn og tiltroer som er høyere som objekt. Det betyr at sannsynlighetsmassen for aktivitetsproporsjonen ($m(P_1)$) blir som vist i Figur 4.12.



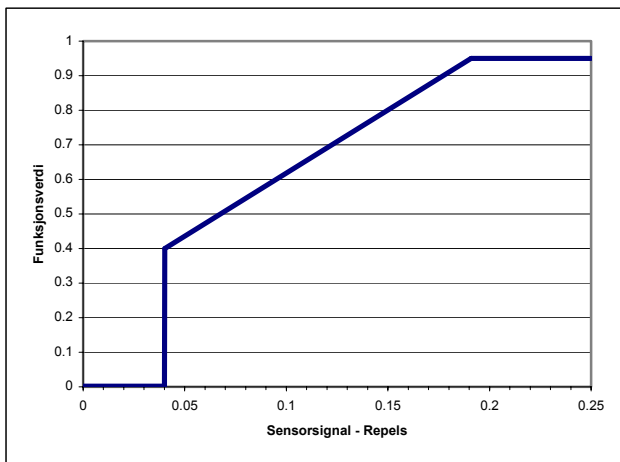
Figur 4.12 Fordelingen til sannsynlighetsmassen for mikrofonkabel og geofon.

PIR

Resonnementet som ble gitt for Bayesisk fusjon gjelder også her. Sannsynlighetsmassen for proporsjon 1 (aktivitet) er valgt tilsvarende som for Bayesisk fusjon, og den er vist i Figur 4.15 (den blå kurven).

Repels:

Repels gir ikke nødvendigvis noen indikasjon på personellaktivitet. Derfor er det (som for mikrofonkabelen) rimelig å ikke knytte noen konfidens til en bakgrunnsindikasjon. For indikasjon på personellaktivitet, er sannsynlighetsmassen modellert som vist i Figur 4.13 (og som samsvarer med valget for Bayesisk fusjon).



Figur 4.13 Signifikansfunksjon til Repels gitt aktivitet.

Eksperimentsett 2 – valg av sannsynlighetsmasser

Som beskrevet for Bayesisk fusjon, er det ikke rimelig å knytte noen “tillit” til at mikrofonkabel og Repels ikke indikerer aktivitet. Det har vist seg at “avanserte” inntrengere klarer å passere disse sensorene. Det er derfor bare geofoner og PIR det er rimelig å benytte til å gi støtte til at det ikke er aktivitet i overvåkingsområdet. For mikrofonkabel og Repels er det derfor ingen endringer i forhold til eksperimentsett 1.

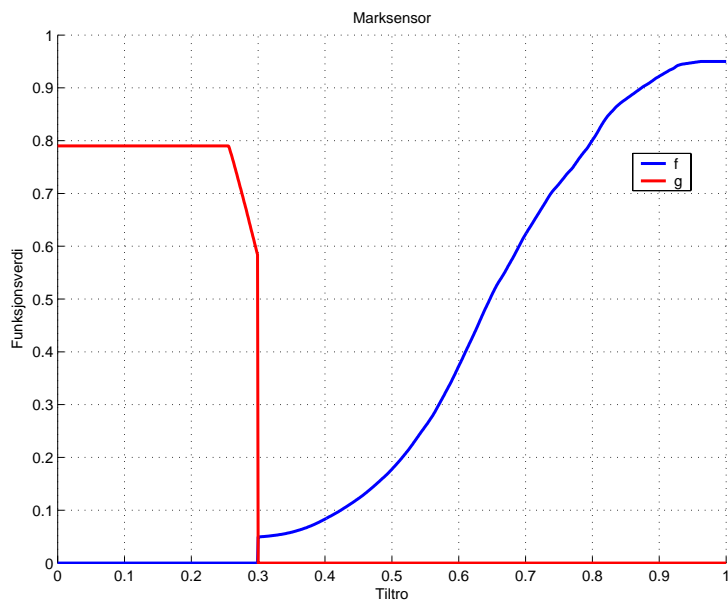
Vi har også for Dempster Shafer valgt å sette en terskel på (fusjonert) støtte på 0.8 for å anta aktivitet. Maksimal sannsynlighetsmasse fra en enkelt sensor er 0.95. Ut fra formelverket kan vi finne at dersom sannsynlighetsmassen (konfidensen) til en bakgrunnsklassifisering er større enn $15/19$ (≈ 0.7895), så vil ikke informasjonen fra en enkelt sensor kunne gi deteksjon.

Geofon

Sannsynlighetsmassen for proporsjon 1 (aktivitet) er som for eksperimentsett 1. Vi betrakter også her (som for eksperimentsett 1) tiltroverdier mindre enn 0.3 som indikasjon på bakgrunn. Sannsynlighetsmassen for proporsjon 2 (bakgrunn) er valgt identisk med funksjonen g i Figur 4.11 bare med den forskjellen at den er klippet på 0.79, m.a.o.

$$m(x, P_2) = \begin{cases} \min\{g(x), 0.79\}, & x \leq 0.3 \\ 0, & \text{ellers.} \end{cases}$$

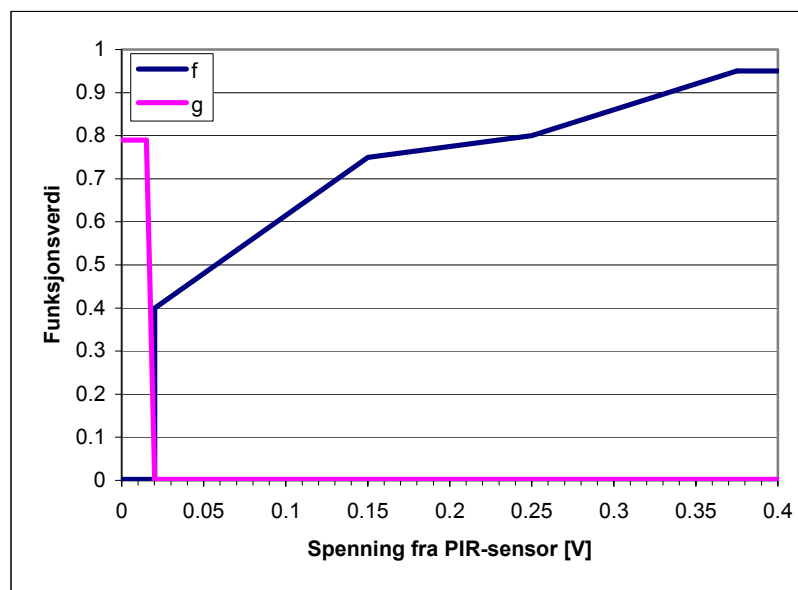
Funksjonene blir da som vist i Figur 4.14.



Figur 4.14 Signifikansfunksjoner til geofonen.

PIR

Valgene som er gjort her er identiske med de som ble gjort for Bayesisk fusjon. Funksjonene som benyttes for å beregne sannsynlighetsmasser (konfidenser) er vist i Figur 4.15.



Figur 4.15 Signifikansfunksjoner til PIR-sensoren.

4.3 Datamateriale

Datamaterialet vi har tilgjengelig til eksperimentene er dels et sett med påtrykte tester og dels et sett med bakgrunns- og langtidstester.

4.3.1 Påtrykte tester

Med referanse til Figur 4.1, er alle de påtrykte testene foretatt fra høyre mot venstre. Forskjellige personer har beveget seg på forskjellig måte gjennom sensorfeltet. De ulike situasjonene er oppsummert i Tabell 4.2.

Adferd	Person			
	1	2	3	4
Krabbing	X	X	X	
Forsiktig gange	X	X	X	X
Åling	X	X	X	
Rulling		X	X	
Avansert inntrengning			X	

Tabell 4.2 Sammenfatning av påtrykte tester.

“Avansert inntrengning” var et forsøk der en av personene hadde svært inngående kjennskap til hvor de ulike sensorene var plassert, deres dekningsområde og ikke minst deres virkemåte. Ved hjelp av denne informasjonen forsøkte han å ta seg “usett” gjennom overvåkingsområdet. De andre adferdene burde være selvforklarende.

De påtrykte testene ble logget, rådata (sensordata) ble lagret og prosessert i ettertid.

4.3.2 Bakgrunnstester / langtidstester

Vi presenterer resultater fra to ulike typer langtidstester. Først vil vi presentere resultatene fra prosesseringen av to bakgrunnssekvenser. Disse er tatt opp på dagtid, lagret på disk og prosessert i ettertid. Varigheten på dem er om lag 10 minutter. Deretter vil vi presentere resultatene fra en test som er foretatt i en weekend. Varigheten på denne er 48 timer. Dataene er her prosessert i sann tid, og maksimal sensorrespons i hvert sekundsintervall er registrert og lagret. Hver gang en av sensorene gir deteksjon, er et tresekundsintervall rundt deteksjonstidspunktet lagret på disk med full oppløsning (samplingsfrekvens er 1 kHz). Samtidig er det også tatt et bilde av overvåkingsområdet med et web-kamera. I disse testene var Repels-systemet dessverre ikke tilgjengelig.

4.4 Resultater – påtrykte tester

4.4.1 Enkeltsensorresultater

Tabell 4.3 viser hvilke (enkelt)sensorer som detekterte hvilke situasjoner. Når det gjelder PIR og Repels er deteksjonsgivningen gjort etter *vår* definisjon som beskrevet i avsnitt 4.2.2 (eksperimentsett 1), og altså *ikke* i henhold til når sensorens egen logikk gir deteksjon.

Adferd	Person			
	1	2	3	4
Krabbing	M, G ²⁵	M, G, P	–	
Forsiktig gange	P, R	P, R	P, R	G, P, R
Åling	M, G	M, G	M, G	
Rulling		M, G, P	G	
Avansert inntrengning			G	

Tabell 4.3 Deteksjonsresultater i de enkelte påtrykte testene. M, G, P og R er forkortelser for henholdsvis mikrofonkabel, geofon, PIR og Repels.

Av Tabell 4.3 er det to forhold som er verdt å merke seg:

- 1) Med ett unntak så er det minst én sensor som detekterer en gitt adferd.
- 2) Hvilken sensor som gir deteksjon er både person og adferdsavhengig.

Dette indikerer nødvendigheten av å ha flere sensorer som registrerer aktivitet i et ønsket område, og det viser nødvendigheten av å ha algoritmer for å fusjonere informasjon mellom dem.

4.4.2 Fusjonsresultater – eksperimentsett 1

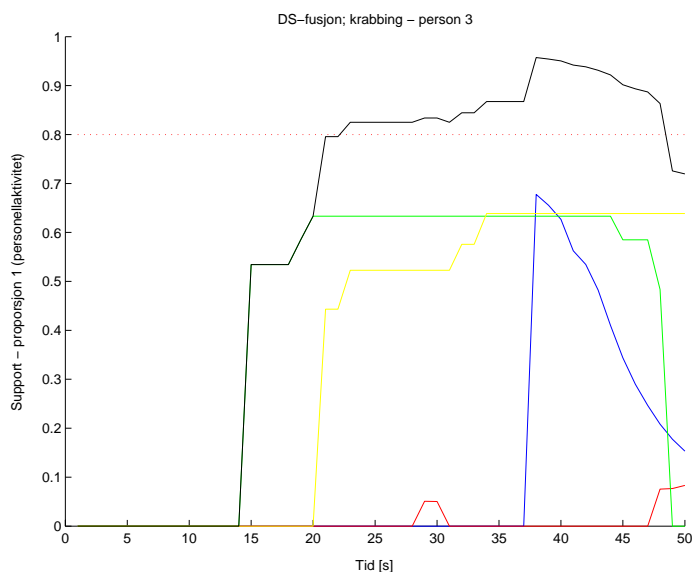
I disse eksperimentene er parametervalgene gjort slik at en sterk indikasjon i minst én sensor er tilstrekkelig for å gi deteksjon. Jo svakere indikasjon vi har i en sensor, desto mer tilleggsindikasjoner kreves fra andre sensorer. Derfor vet vi at fusjonene også vil gi deteksjon for alle situasjoner med unntak av der person 3 krabber. Det er derfor to forhold vi ønsker å undersøke:

- 1) Gir fusjonen deteksjon når person 3 krabber?
- 2) I hvilken grad blir personellaktiviteten detektert tidligere når informasjon fra flere sensorer fusjoneres?

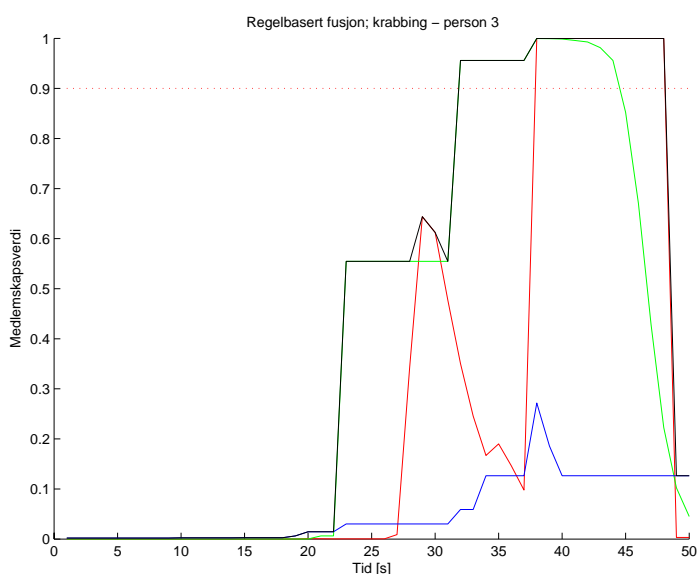
Figur 4.16 viser resultatene ved Dempster-Shafer fusjon, og Figur 4.17 viser resultatene ved regelbasert fusjon²⁶ når person 3 krabber.

²⁵ PIR var også svært nær ved å gi deteksjon.

²⁶ Bayesisk fusjon gir, som allerede kommentert, i våre eksperimenter samme resultater som Dempster-Shafer og inkluderes derfor ikke.



Figur 4.16 Resultater ved fusjon med Dempster-Shafers metode av krabbingen til person 3 (jmf. Tabell 4.3). Den svarte kurven viser fusjonert støtte (support) (altså støtte basert på informasjon fra samtlige sensorer) til proporsjon 1 (personellaktivitet), de øvrige kurvene er støtte til proporsjon 1 fra enkeltsensorer. Den blå kurven fra mikrofonkabel, den røde fra geofoner, den grønne fra PIR og den gule fra Repels.



Figur 4.17 Resultater ved regelbasert fusjon av krabbingen til person 3 (jmf. Tabell 4.3). Den svarte kurven viser fusjonert medlemskapsverdi (altså fuzzyOR av de ulike reglene (se side 27)) til antagelsen om personellaktivitet. Den blå kurven er medlemskap til “sterkt signal i minst én sensor”, den grønne er medlemskapet til “minst middels sterkt signal i minst to sensorer” og den røde for “minst svake indikasjoner i samtlige sensorer” (marksensorene er her sett under ett).

Vi ser fra Figur 4.16 at PIR-signalet (grønn kurve) ikke er tilstrekkelig til å gi deteksjon, men bidraget fra Repels etter 21 s er tilstrekkelig til å gi deteksjon. Bidraget fra mikrofonkabelen gir også en betydelig økning i støtte (men lenge etter deteksjonen). Bidragene fra geofonene er så små at de bare gir marginale endringer i støtte. Den regelbaserte fusjonen (Figur 4.17) gir også deteksjon – men først etter 32 s (altså 11 s senere enn Dempster-Shafer/Bayes). Årsaken er at

Repels-bidraget etter 21 s var akkurat for lite til at det ble betraktet som middels sterkt signal. Responsen til geofonene etter 29 s var akkurat for liten til at det var å betrakte som en svak indikasjon. Derfor var det først når bidraget fra Repels ble noe kraftigere ved 32s at signalene i to sensorer ble betraktet som (minst) middels sterke.

Tabell 4.4 viser deteksjonstidspunkt ved bruk av Dempster-Shafer fusjon. Deteksjonstidspunkt til beste enkeltsensor er vist i parentes. Tabell 4.5 viser tilsvarende tabell for regelbasert fusjon.

Adferd	Person			
	1	2	3	4
Krabbing	14 (24)	5 (5)	21 (-)	
Forsiktig gange	14 (14)	12 (12)	24 (24)	38 (38)
Åling	2 (2)	19 (19)	41 (63)	
Rulling		10 (11)	24 (40)	
Avansert inntrengning			84 (84)	

Tabell 4.4 Deteksjonstidspunkt ved fusjon med Dempster-Shafers metode. Deteksjonstidspunktet til beste enkeltsensor er vist i parentes.

Adferd	Person			
	1	2	3	4
Krabbing	20 (24)	5 (5)	38 (-)	
Forsiktig gange	14 (14)	12 (12)	24 (24)	38 (38)
Åling	2 (2)	19 (19)	63 (63)	
Rulling		11 (11)	24 (40)	
Avansert inntrengning			84 (84)	

Tabell 4.5 Deteksjonstidspunkt ved regelbasert fusjon. Deteksjonstidspunktet til beste enkeltsensor er vist i parentes.

Vi ser av tabellene det samme som vi observerte for den krabbende personen; nemlig at Dempster-Shafer fusjonen gjennomgående gir deteksjon før den regelbaserte fusjonen. Årsaken til dette er at Dempster-Shafer, i motsetning til den regelbaserte fusjonen, ikke i samme grad er avhengig av at sensorresponsene må være oppfylt i henhold til bestemte kriterier.

4.4.3 Fusjonsresultater – eksperimentsett 2

Vi vil også her presentere resultatene i form av deteksjonstidspunkt. Tabell 4.6 viser resultatene for Dempster-Shafer fusjon, og Tabell 4.7 resultatene for regelbasert fusjon.

Adferd	Person			
	1	2	3	4
Krabbing	21 (24)	12 (5)	29 (-)	
Forsiktig gange	16 (14)	13 (12)	28 (24)	38 (38)
Åling	18 (2)	19 (19)	41 (63)	
Rulling		10 (11)	24 (40)	
Avansert inntrengning			- (84)	

Tabell 4.6 Deteksjonstidspunkt ved fusjon med Dempster-Shafers metode og eksperimentsett 2. Deteksjonstidspunktet til beste enkeltsensor er vist i parentes.

Adferd	Person			
	1	2	3	4
Krabbing	20 (24)	12 (5)	38 (-)	
Forsiktig gange	18 (14)	15 (12)	28 (24)	38 (38)
Åling	23 (2)	19 (19)	63 (63)	
Rulling		11 (11)	24 (40)	
Avansert inntrengning			- (84)	

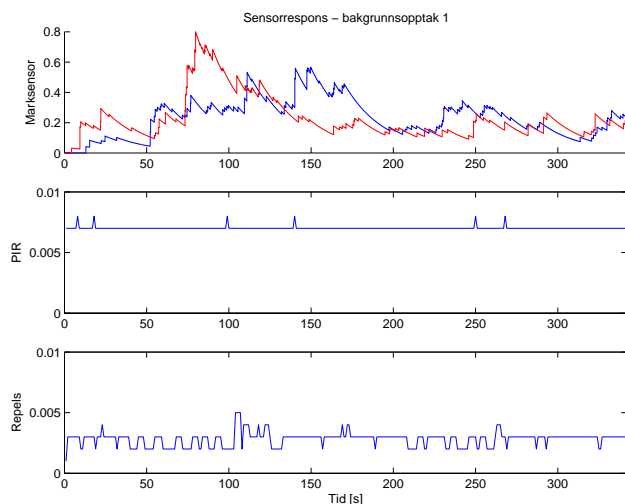
Tabell 4.7 Deteksjonstidspunkt ved regelbasert fusjon og eksperimentsett 2. Deteksjonstidspunktet til beste enkeltsensor er vist i parentes.

Vi legger merke til at deteksjonene ved bruk av fusjonert informasjon inntreffer senere enn for eksperimentsett 1. Dette var ventet fordi vi for eksperimentsett 2 er avhengig av indikasjon fra flere sensorer for å gi deteksjon. Vi legger også merke til at den avanserte inntrengningen til person 3 ikke ble detektert for noen av fusjonsmetodene. Dette skyldes at personen beveger seg veldig langsomt gjennom overvåkingsområdet samtidig som overlapsområdet mellom de ulike sensorene ikke er stort nok. Dette medfører at indikasjonene fra de ulike sensorene ikke antas å stamme fra samme objekt. (Vi ville imidlertid ha fått deteksjon dersom vi hadde økt hukommelseslengden på signalene fra PIR og Repels til 45 s eller mer.)

4.5 Resultater – bakgrunnsopptak

4.5.1 Bakgrunnsopptak nr. 1

Dette er et rent bakgrunnsopptak som ble foretatt den 23/5-03. Fra ca. 50 s – 100 s kjørte FFIs traktor i området. Fra ca. 130 s til 170 s var det en stor kassebil som kjørte inn til lageret. Ellers var det rolig. Lengden på sekvensen er 342 s. Responsen til sensorene er vist i Figur 4.18.

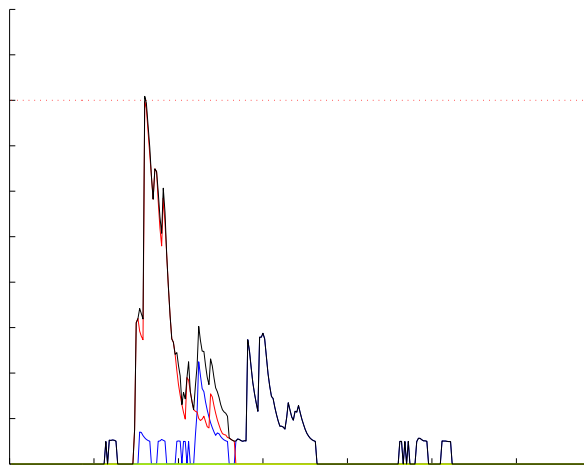


Figur 4.18 Sensorrespons i det første bakgrunnsopptaket. Den blå kurven i plottet for marksensorer er responsen til mikrofonkabelen, den røde er maksimal geofonrespons.

Vi har tidligere definert en respons fra en marksensor større enn 0.8 som tilstrekkelig for å anta at sensoren har detektert en personellaktivitet. Vi ser at i dette tilfellet er FFIs traktor nær ved å forårsake en deteksjon. PIR og Repels har ikke registrert noen aktivitet²⁷.

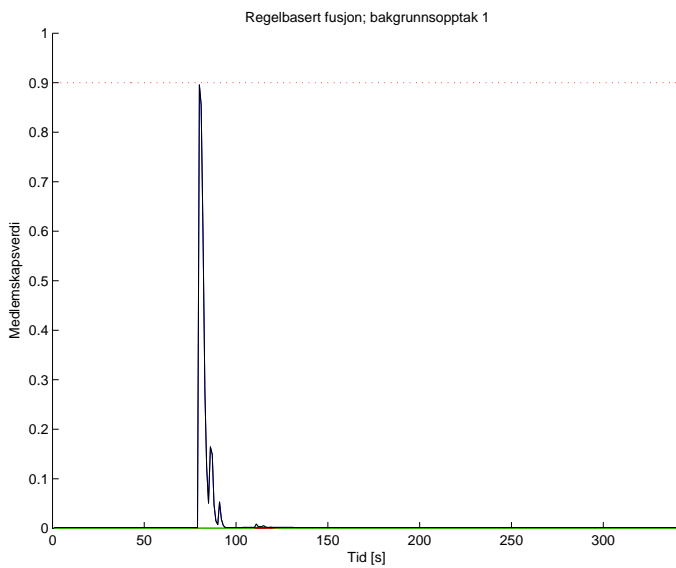
4.5.1.1 Fusjonsresultater – eksperimentsett 1

Resultatet ved fusjon med Dempster-Shafers metode er vist i Figur 4.19 og resultatet med den regelbaserte fusjonen er vist i Figur 4.20.



Figur 4.19 Resultater ved fusjon med Dempster-Shafers metode av bakgrunnsopptak 1. Den svarte kurven viser fusjonert støtte (support) (altså støtte basert på informasjon fra samtlige sensorer) til proporsjon 1 (personellaktivitet), de øvrige kurvene er støtte til proporsjon 1 fra enkeltensorer. Den blå kurven fra mikrofonkabel, den røde fra geofoner, den grønne fra PIR og den gule fra Repels.

²⁷ Med litt adekvat postprosessering, ville sannsynligvis responsen til geofonene ha blitt bedre undertykket. Det har imidlertid ikke for vårt formål vært noe poeng å legge mer arbeid enn nødvendig i utviklingen av algoritmen for personelldeteksjon.

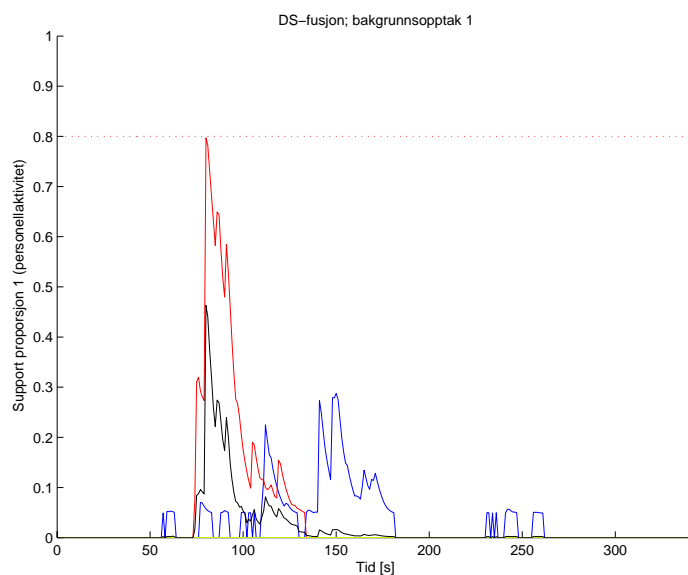


Figur 4.20 Resultater ved regelbasert fusjon av bakgrunnsopptak 1. Den svarte kurven viser fusjonert medlemskapsverdi (altså fuzzyOR av de ulike reglene (se side 26)) til antagelsen om personellaktivitet. Den blå kurven er medlemskap til “sterkt signal i minst én sensor”, den grønne er medlemskapet til “minst middels sterkt signal i minst to sensorer” og den røde for “minst svake indikasjoner i samtlige sensorer” (marksensorene er her sett under ett).

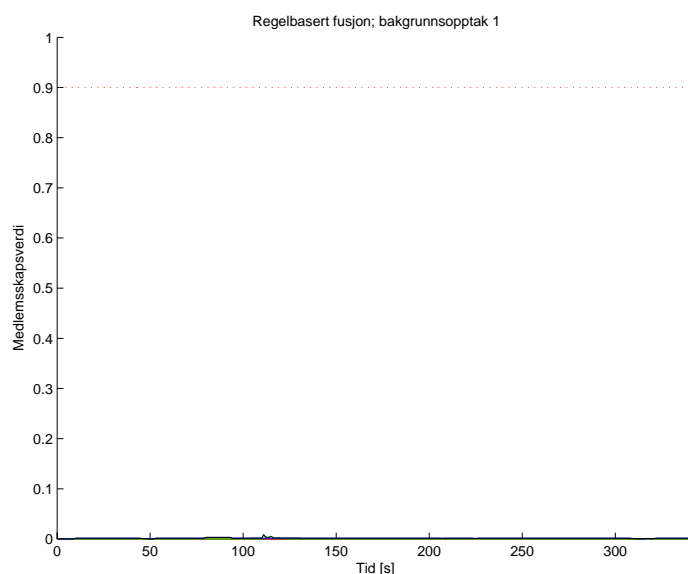
Vi ser at Dempster-Shafer gir deteksjon. Det var også ventet fordi vi har fusjonert to sensorer som ikke er komplementære. Geofonene ga nesten deteksjon, og da vil et lite bidrag fra mikrofonabelen sørge for at fusjonert støtte (“tiltro”) kommer over terskelen. Hadde vi bare fusjonert komplementære sensorer, ville sjansen for en slik falsk deteksjon vært mye mindre. Den regelbaserte fusjonen ga ikke deteksjon fordi det ikke var tilstrekkelig med tilleggsinformasjon i henhold til reglene for å kunne gi deteksjon.

4.5.1.2 Fusjonsresultater – eksperimentsett 2

Resultatet med Dempster-Shafer fusjon er vist i Figur 4.21 og resultatet med den regelbaserte fusjonen er vist i Figur 4.22.



Figur 4.21 Resultater ved fusjon med Dempster-Shafers metode og eksperimentsett 2 av bakgrunnsopptak 1. Se Figur 4.19 for ytterligere detaljer.

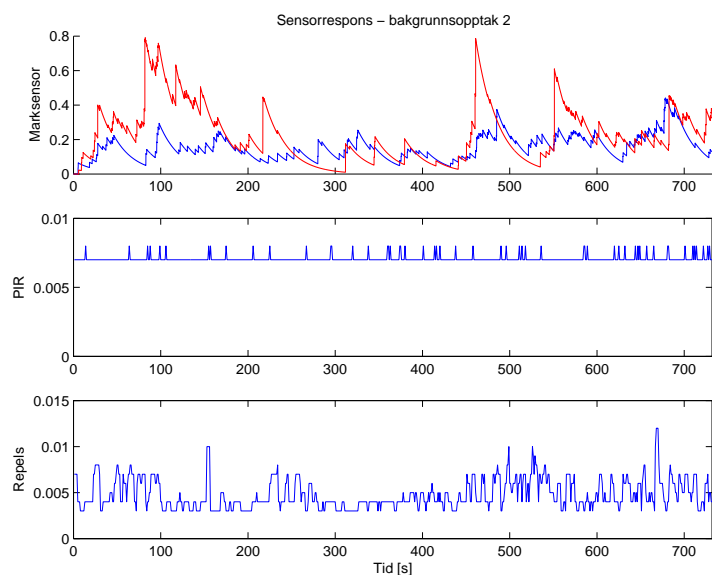


Figur 4.22 Resultater ved regelbasert fusjon og eksperimentsett 2 av bakgrunnsopptak 1. Se Figur 4.20 for ytterligere detaljer.

Vi ser her at ved å innføre et krav om indikasjon i mer enn én sensor medfører at det ikke gis noen deteksjon av personellaktivitet i den fusjonerte sekvensen.

4.5.2 Bakgrunnsopptak nr. 2

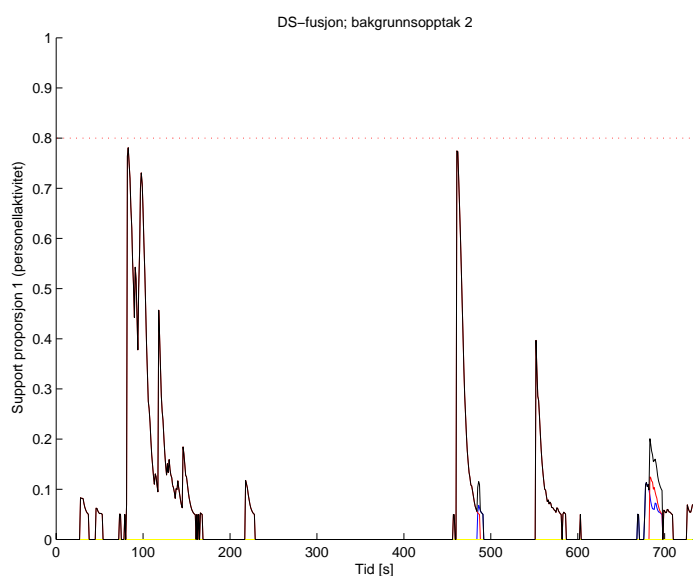
Det andre bakgrunnsopptaket er på 732 sekunder som ble foretatt den 26/5-03. I hele opptaksperioden var det håndverksarbeider som pågikk på et nabobygg (med hammer og meisel). Utover dette virket det rolig. Vi har imidlertid ikke grunnlag for å si at disse arbeidene har forplantet seg til våre målinger. Responsen til sensorene er vist i Figur 4.23.



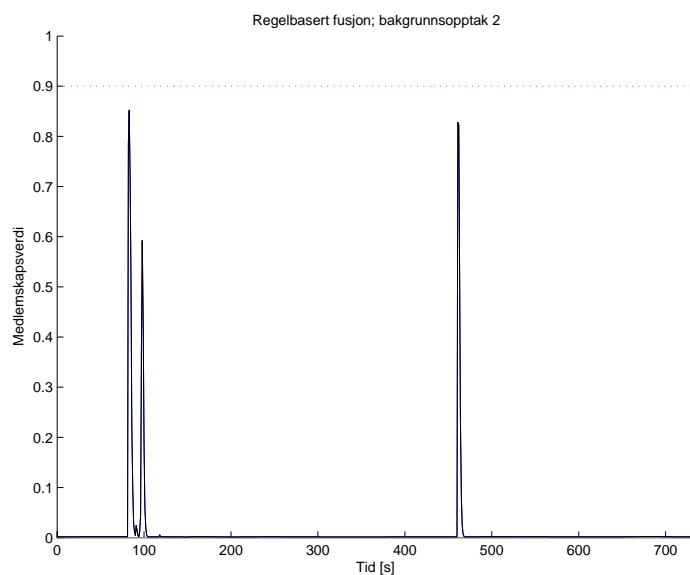
Figur 4.23 Sensorrespons i det andre bakgrunnsopptaket. Den blå kurven i plottet for mark-sensorer er responsen til mikrofonkabelen, den røde er maksimal geofonrespons.

4.5.2.1 Fusjonsresultater – eksperimentsett 1

Resultatet ved fusjon med Dempster-Shafers metode er vist i Figur 4.24 og resultatet med den regelbaserte fusjonen er vist i Figur 4.25.



Figur 4.24 Resultater ved fusjon med Dempster-Shafers metode av bakgrunnsopptak 2. Den svarte kurven viser fusjonert støtte (support) (altså støtte basert på informasjon fra samtlige sensorer) til proporsjon 1 (personellaktivitet), de øvrige kurvene er støtte til proporsjon 1 fra enkeltsensorer. Den blå kurven fra mikrofonkabel, den røde fra geofoner, den grønne fra PIR og den gule fra Repels.

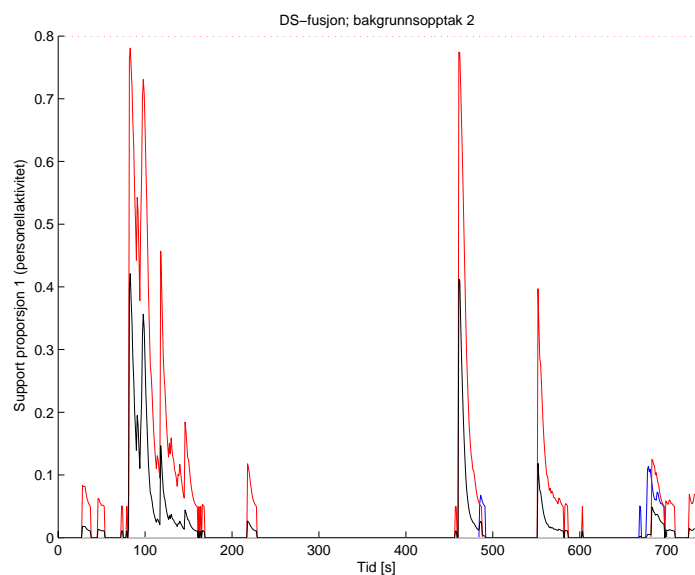


Figur 4.25 Resultater ved regelbasert fusjon av bakgrunnsopptak 2. Den svarte kurven viser fusjonert medlemskapsverdi (altså fuzzyOR av de ulike reglene (se side 26)) til antagelsen om personellaktivitet. Den blå kurven er medlemskap til “sterkt signal i minst én sensor”, den grønne er medlemskapet til “minst middels sterkt signal i minst to sensorer” og den røde for “minst svake indikasjoner i samtlige sensorer” (marksensorene er her sett under ett).

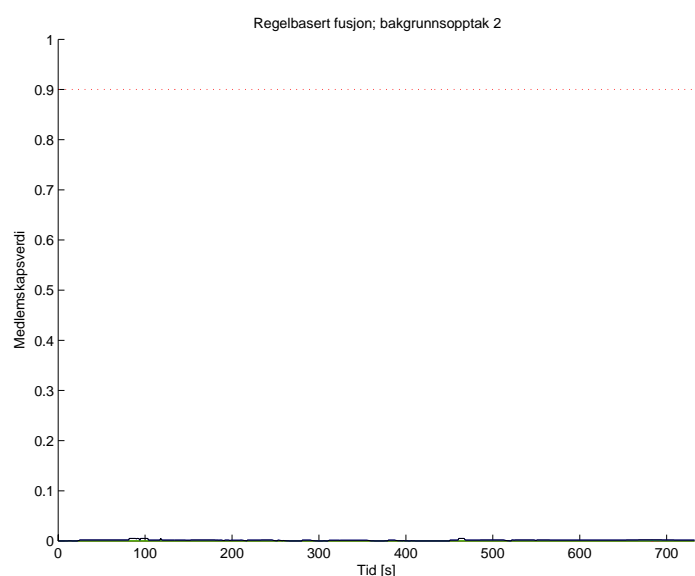
I motsetning til forrige bakgrunnsopptak, var det her ikke nok tilleggsinformasjon til at fusjonert støtte til aktivitetsproporsjonen ble tilstrekkelig stor. Det er heller ikke tilleggsinformasjon av en slik karakter at den regelbaserte fusjonen gir deteksjon (d.v.s. at den er i henhold til de predefinerte reglene). Det er m.a.o. ikke introdusert deteksjoner som følge av fusjonen.

4.5.2.2 Fusjonsresultater – eksperimentsett 2

Resultatet ved fusjon med Dempster-Shafers metode er vist i Figur 4.26 og resultatet med den regelbaserte fusjonen er vist i Figur 4.27.



Figur 4.26 Resultater ved fusjon med Dempster-Shafers metode og eksperimentsett 2 av bakgrunnsopptak 2. Se Figur 4.24 for ytterligere detaljer.



Figur 4.27 Resultater ved regelbasert fusjon og eksperimentsett 2 av bakgrunnsopptak 2. Se Figur 4.25 for ytterligere detaljer.

Vi gjør her samme observasjonen som for eksperimentsett 2 og bakgrunnsopptak 1; nemlig at ved å innføre et krav om indikasjon i mer enn en sensorer så vil sjansen for å detektere aktivitet som ikke er i sensorenes felles deteksjonsområde avta.

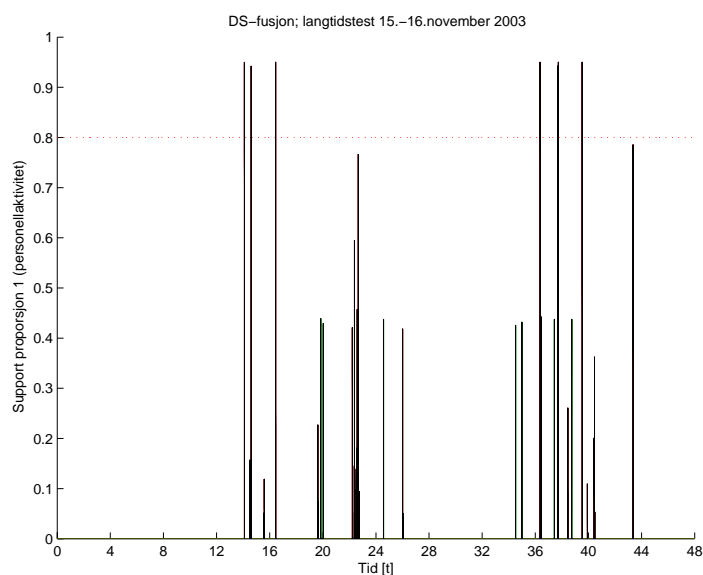
4.6 Resultater – langtidsopptak

Langtidsopptaket er foretatt i en weekend. Det ble startet lørdag den 14. november 2003 kl. 00⁰⁰, og det ble avsluttet 48 timer seinere. Dataene er prosessert i sann tid, og maksimal sensorrespons i hvert sekundsintervall er registrert og lagret. Hver gang en av sensorene gir deteksjon, er et tresekundsintervall rundt deteksjonstidspunktet lagret på disk med full oppløsning (sam-

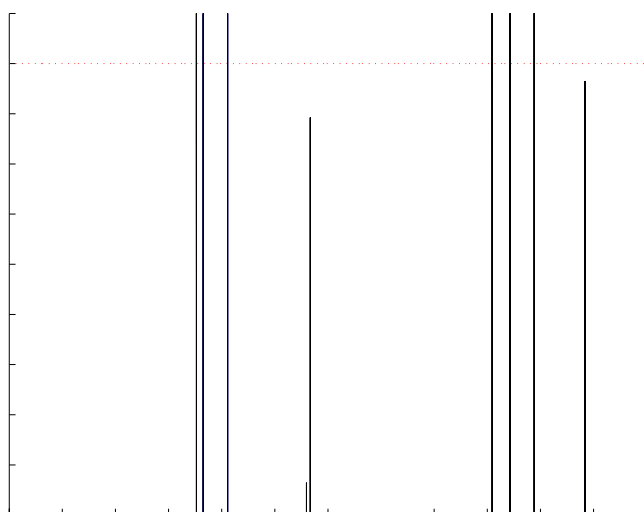
plingsfrekvens er 1 kHz). Samtidig er det også tatt et bilde av overvåkingsområdet med et webkamera. I disse testene var Repels-systemet dessverre ikke tilgjengelig. Sensoren er foretatt i ettertid på det lagrede datasettet.

4.6.1 Fusjonsresultater – eksperimentsett 1

Resultatet med Dempster-Shafer fusjon er vist i Figur 4.28 og resultatet med den regelbaserte fusjonen er vist i Figur 4.29.



Figur 4.28 Resultater ved fusjon med Dempster-Shafers metode og eksperimentsett 1 av langtidsoptaket. Se Figur 4.24 for ytterligere detaljer.



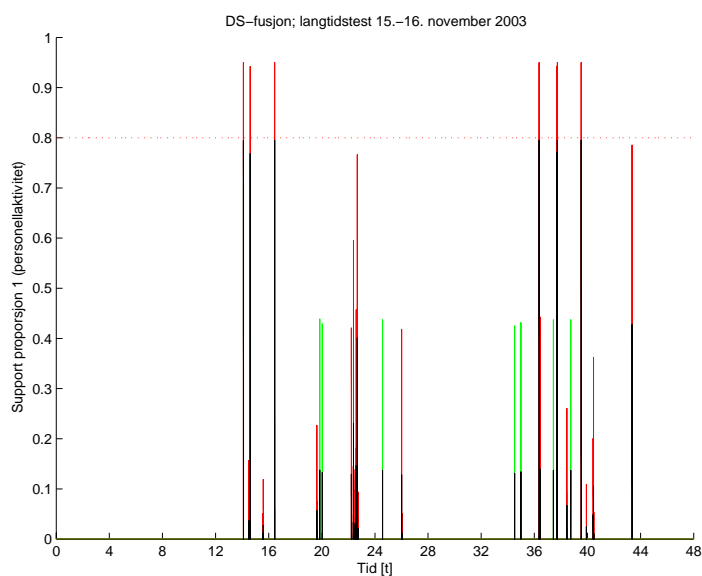
Figur 4.29 Resultater ved regelbasert fusjon og eksperimentsett 1 av langtidsoptaket. Se Figur 4.25 for ytterligere detaljer.

Mikrofonkabelen har ikke gitt deteksjon i perioden, men i 6 tilfeller ga en av geofonene

deteksjon. I alle disse tilfellene var kilden til deteksjonen utenfor web-kameraets synsfelt og/eller det var for mørkt. Imidlertid viser samplene som er logget ved deteksjonstidspunktene veldig klare likehetstrekk med det vi ellers har observert av gående personell. PIR ga ikke på noe tidspunkt noe tilleggsinformasjon som kunne forårsake deteksjon. Ut fra vår kunnskap om Repels, er det grunn til å tro at det samme ville ha vært tilfelle for denne.

4.6.2 Fusjonsresultater – eksperimentsett 2

Resultatet med Dempster-Shafer fusjon er vist i Figur 4.30 og resultatet med den regelbaserte fusjonen er vist i Figur 4.31.



Figur 4.30 Resultater ved fusjon med Dempster-Shafers metode og eksperimentsett 2 av langtidsoptaket. Se Figur 4.24 for ytterligere detaljer.



Figur 4.31 Resultater ved regelbasert fusjon og eksperimentsett 2 av langtidsoptaket. Se Figur 4.25 for ytterligere detaljer.

Vi gjør her samme observasjonen som for eksperimentsett 2 og begge bakgrunnsopptakene; nemlig at ved å innføre et krav om indikasjon i mer enn en sensorer så vil sjansen for å detektere aktivitet som ikke er i sensorenes felles deteksjonsområde avta.

4.7 Diskusjon

Det er særlig to områder som vi trenger å kommentere. Det ene angår de enkelte sensorene, og det andre angår sensorfusjonen.

Sensorer:

- *Geofonene* gir i det store og hele gode resultater. Følsomheten er god og falskdeteksjonsraten er lav. Imidlertid kan følsomheten bli for dårlig dersom en inntrenger er kjent med hvor geofonene er plassert, og i tillegg også kjenner deres egenskaper.
- *Mikrofonkabelen* har dårlig følsomhet normalt på kabelen. Falskdeteksjonsraten er imidlertid lav. Skal den brukes, bør vi være rimelig trygge på at en inntrenger vil ha flere “transientavtrykk” nær kabelen. Dette vil f.eks. være tilfellet dersom en inntrenger krabber eller åler.
- *PIR* forutsetter god termisk kontrast mellom objekt og bakgrunn, og under disse forutsetningene fungerer sensoren godt. Dette vil ikke nødvendigvis være tilfellet – enten fordi det er liten temperaturforskjell mellom inntrenger og bakgrunn eller fordi inntrenger er lite “synlig” i PIR-sensoren. Sensoren kan derfor skape en falsk trygghet.
- *Repels* registrerer dårlig feltendringer som er under antennekabelen. Endringer som er over synes derimot å bli godt detektert. Dette betyr at kabelen ikke er særlig pålitelig å benytte som eneste sensor. En inntrenger som er i stand til å detektere at sensorsystemet er Repels og som kjenner dens svakhet, vil ikke ha vanskeligheter å komme seg forbi den uten å bli detektert.
- *Andre sensorer som avansert kameraovervåkingssystem og lekkasjekabel* ville ha vært svært interessante å teste. Det er å håpe at en slik mulighet åpner seg i nær framtid siden begge disse sensorene har demonstrert en meget god yteevne. Når det gjelder kameraovervåkingssystem kombinert med en eller annen tilleggssensor, så kan vi forholdsvis enkelt teste deteksjonsevnen til denne kombinasjonen ved å gjøre opptak og prosessere dataene i ettertid. Falskdeteksjonsrate må imidlertid utføres i sanntid (hvis ikke en bildesekvens fra et *langt* tidsintervall kan lagres) vil ikke være mulig uten en relativt stor programmeringsjobb. Vi har derfor valgt ikke å benytte kameraovervåkingssystem i dette arbeidet. Når det gjelder lekkasjekabel, har vi ikke hatt tilgjengelig en slik kabel.

Fusjon:

- Kommentarene gitt for de enkelte sensorer indikerer at de hver for seg kan omgås dersom en inntrenger vet hva slags sensorer som er utplassert og (for geofoner og mikrofonkabel) hvor de faktisk er plassert i terrenget. I tekstene ble f.eks. person 3, som må kunne

betraktes som en særdeles “avansert” inntrenger²⁸, ble f.eks. ikke detektert med noen enkeltsensor da han krabbet gjennom overvåkingsområdet. Ved å fusjonere informasjon fra flere sensorer, ble han imidlertid detektert med begge metodene.

- Sannsynlighetsmassene som inngår i fusjonen med Dempster-Shafers metode (og a posteriorisannsynligheter til Bayesisk fusjon) er valgt ad-hoc. Valgene synes ikke å være særlig kritiske, og de synes også å gi tilfredsstillende resultater.
- Reglene i den regelbaserte fusjonen er også valgt ad-hoc. Valgene her er nok mer kritisk i og med at sensorutslagene må være i overensstemmelse med valgene for at det skal gis deteksjon.
- I vår anvendelse gir både Bayesisk fusjon og fusjon med Dempster-Shafers metode samme resultat. Men det betyr ikke at metodene er identiske. Som påpekt i avsnitt 3.2 på side 15 forutsetter Bayesisk fusjon at hypotesene er ikke-overlappende og at de til sammen spenner ut hele utfallsrommet. Med Dempster-Shafers metode er det ingen slike restriksjoner. Der kan godt proporsjonene overlappe hverandre. I motsetning til Bayes, håndterer også formelverket i Dempster Shafer enkelt situasjoner der ulike sensorer gir respons med ulik “detaljeringsgrad”. Et eksempel på dette kan være at én sensor indikerer hjulkjøretøy, mens en annen sensor indikerer lastebil²⁹. Bayesisk fusjon er imidlertid langt mindre regnekrevende enn fusjon med Dempster-Shafers metode. I eksemplene i (15) er Bayesisk fusjon funnet å være mellom 25% og 42% raskere. I våre uttestinger har også vi registrert at Bayesisk fusjon er raskere enn fusjon med Dempster-Shafers metode, men selv Dempster-Shafers metode har vært så rask at vi ikke kan se at denne forskjellen har noen praktisk betydning – i alle fall ikke i vårt oppsett.
- Sammenlikner vi resultatene fra Dempster Shafer og regelbasert fusjon, så ser vi at der det er forskjeller så består denne i at Dempster Shafer detekterer en aktivitet tidligere enn den regelbaserte fusjonen (med ett unntak). Dette har sammenheng med at den sistnevnte er avhengig av at sensorenes respons er i henhold til de predefinerte reglene. Dempster Shafer derimot, utnytter informasjon fra de enkelte sensorene “for det de er verdt”. Vi har ikke observert noen forskjell i falskdeteksjonsraten for metodene.
- Parametrene i eksperimentsett 1 var valgt slik at kraftige signaler i én sensor skulle gi deteksjon. Dette medfører at falskdeteksjonsraten ikke kan bli mindre enn for en enkelt sensor. Det en kunne frykte, var derimot at den ble vesentlig større. Slik som vi foretok våre valg, så viste seg imidlertid at denne frykten var ubegrunnet. Dette gjelder både for Dempster Shafer fusjon og for den regelbaserte fusjonen, og det kommer av sensorenes “komplementærhet”.
- Parametrene i eksperimentsett 2 var valgt slik at én enkelt sensor alene *ikke* skulle kunne gi deteksjon. Målet med dette er at det kun er aktiviteter i overvåkingsområdet som skal kunne gi deteksjon. Spørsmålet er imidlertid hvorvidt dette går på bekostning av deteksjonsevnen. Så langt ser det for oss ut som at deteksjonsevnen er opprettholdt samtidig

²⁸ For det første har han inngående kjennskap til overvåkingssensorer, deres virkemåte, styrke og svakhet, og for det andre hadde han en fullstendig oversikt over hvor i terrenget sensorene var plassert.

²⁹ Bayesisk fusjon kan også benyttes i slike situasjoner, se f.eks. (15).

som falskdeteksjonsevnen må være vesentlig redusert fordi vi ikke har registrert deteksjoner av aktiviteter utenfor overvåkingsområdet.

5 OPPSUMMERING OG KONKLUSJON

Formålet med arbeidet i denne rapporten har vært å teste ut forskjellige metoder for å fusjonere informasjon fra forskjellige overvåkningssensorer. Tre ulike metoder for sensorfusjon er beskrevet og implementert; Bayesisk fusjon, fusjon med Dempster Shafers metode og regelbasert fusjon. Vi har gjort tester med to strategivalg (kalt “eksperimentsett”). I det første valget var det tilstrekkelig med kraftig indikasjon på aktivitet i én sensor for å gi deteksjon. Jo svakere indikasjon, jo mer tilleggsinformasjon fra andre sensorer var nødvendig. I det andre valget ble det krevd indikasjon i mer enn én sensor for at det skulle gis deteksjon.

Vi har hatt fire sensortyper tilgjengelig; mikrofonkabel, geofoner, passiv IR (PIR) og en elektromagnetisk sensor (Repels).

Resultatene har så langt vist at sensorfusjon bidrar til å øke deteksjonsfølsomheten samtidig som hyppigheten av falske deteksjoner ikke øker. Tvert om vil den gå vesentlig ned dersom det kreves indikasjon på aktivitet i mer enn én sensor før det gis deteksjon.

Litteratur

- (1) Palm H C (1994): *(U) Deltagelse på symposiet "multisensor s and sensor data fusion", 8.-11. november 1993*, FFI/REISERAPPORT-94/00713, Forsvarets forskningsinstitutt, (begrenset).
- (2) Waltz E, Llinas J (1990): *Multisensor Data Fusion*, Artech house, Norwood, USA
- (3) Rao N S V (2001): On fusers that Perform Better than Best Sensor, *IEEE transactions on System, Man and Cybernetics*, **23**, 904-909.
- (4) Borghys D, Sévigny L, Gabler R, Blanc-Talon J, Schwering P B W, Palm H C, Haddon J F, Nasrabadi N (2002): *Multisensor image exploitation*, Final Report of a Cooperative Project Conducted by SET-TG10, Technical Memorandum, RTO-TM-011.
- (5) Borghys D, Sévigny L, Sams T, Gabler R, Hoeltzener-Douarin B, Schwering P B W, Haddon J F, Knecht, J (1998): *(U) Multisensor Image Fusion for the Detection of Targets in the Battlefield of the Future*, Final Report of a Cooperative Project in Image Processing Conducted by RTB (SET-TG01), Technical Report RTO-TM10 (NATO Confidential).
- (6) Hall D L, Llinas J (1997): An Introduction to Multisensor Data Fusion, *Proceedings of the IEEE*, **3**, 1, pp 6-23.
- (7) Alkoot F, Kitler J (1999): Experimental Evaluation of Expert Fusion Strategies, *Pattern Recognition Letters*, **20**, pp 1361-1369.
- (8) Kuncheva L I (2001): A Theoretical Study on Six Classifier Fusion Strategies, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **24**, 2, pp 281-286.
- (9) Kwon H, Der S, Nasrabadi N (2002): Adaptive Multisensor Target Detection using Feature-based Fusion, *Optical Engineering*, 41, (1), pp 69-80.
- (10) Auephanwiriyaikul S, Keller J M, Gader P D (2002): Generalized Choquet fuzzy integral fusion, *Information Fusion*, **3**, pp 69-85.
- (11) Hall D L (1992): *Mathematical Techniques in Multisensor Data Fusion*, Artech House Inc, Norwood, MA.
- (12) Shafer G (1976): *A Mathematical Theory of Evidence*, Princeton University Press, Princeton, NJ.
- (13) Midtgaard Ø (2002): Foredrag; NOBIMs kveldseminar I bildeanalyse og mønstergjenkjenning, 12. september 2002, Norsk Regnesentral, Oslo.
- (14) Palm H C (2004): *(U) Personelldeteksjon ved bruk av geofon eller mikrofonkabel*, FFI/RAPPORT-2004/01720, Forsvarets forskningsinstitutt (konfidensielt).
- (15) Buede D M, Girardi P (1997): A Target Identification Comparison of Bayesian and Dempster-Shafer Multisensor Fusion, *IEEE transactions on System, Man and Cybernetics*, **23**, pp 904-909.