

JOHAN SCHUBERT, RONNIE JOHANSSON,
PONTUS HÖRLING, TOVE GUSTAVI



IF

Johan Schubert, Ronnie Johansson,
Pontus Hörling, Tove Gustavi

Forskningsfronten inom informationsfusion

Titel	Forskningsfronten inom informationsfusion
Title	State of the art in Information Fusion
Rapportnr/Report no	FOI-R--5438--SE
Månad/Month	Februari
Utgivningsår/Year	2023
Antal sidor/Pages	26
ISSN	1650-1942
Uppdragsgivare/Client	Försvarets materielverk
Forskningsområde	Ledningsteknologi
FoT-område	Inget FoT-område
Projektnr/Project no	E86266
Godkänd av/Approved by	Linda Sjödin
Ansvarig avdelning	Cyberförsvar och ledningsteknik

Bild/Cover: Johan Schubert, bakgrund: Freepik.com

Detta verk är skyddat enligt lagen (1960:729) om upphovsrätt till litterära och konstnärliga verk, vilket bl.a. innebär att citering är tillåten i enlighet med vad som anges i 22 § i nämnd lag. För att använda verket på ett sätt som inte medges direkt av svensk lag krävs särskild överenskommelse.

This work is protected by the Swedish Act on Copyright in Literary and Artistic Works (1960:729). Citation is permitted in accordance with article 22 in said act. Any form of use that goes beyond what is permitted by Swedish copyright law, requires the written permission of FOI.

Sammanfattning

Informationsfusion sammanställer information från flera oberoende källor. Med dess metoder kan man samtidigt göra en hypotes mer specifik och höja dess sannolikhet när olika utsagor överlappar och stödjer varandra. I denna rapport undersöker vi forskningsfronten inom informationsfusion så som den representerades vid 2022 års internationella fusionskonferens. Vi har studerat tolv olika delområden och analyserat 24 utvalda konferensbidrag inom områdena fusion av information vid målföljning, situationsförståelse och lägesbild, beslutsfattande och för autonoma system.

Nyckelord: informationsfusion, målföljning, situationsförståelse, lägesbild, beslutsfattande, autonoma system.

Summary

Information fusion compiles information from multiple independent sources. With its methods, one can simultaneously make a hypothesis more specific and increase its probability when different statements overlap and support each other. In this report, we examine the research frontier in information fusion as represented at the 2022 International Fusion Conference. We have studied twelve different sub-areas and analyzed 24 selected conference contributions in the areas of fusion of information in target tracking, situational understanding and common operational picture, decision making and for autonomous systems.

Keywords: information fusion, target tracking, situational understanding, common operational picture, decision making, autonomous systems.

Innehållsförteckning

1	Inledning	7
2	Analys av forskningsfronten i informationsfusion	10
2.1	Målföljning	10
2.2	Icke-linjär filtrering	11
2.3	Multisensordatafusion	11
2.4	Navigering och situationsförståelse	12
2.5	Kontextbaserad informationsfusion	13
2.6	Kvantalgoritmer för fusion och resurshantering	14
2.7	Underrättelseanalys för situationsförståelse	15
2.8	Klassificering och beslutsfattande	16
2.9	Stokastiska processer	17
2.10	Lokalisering för autonoma system	18
2.11	Perception vid automatisk körning	18
2.12	Fusion och AI för sjukvård	19
3	Värdering och slutsats	20
3.1	Värdering	20
3.2	Slutsats	23
4	Referenser	24

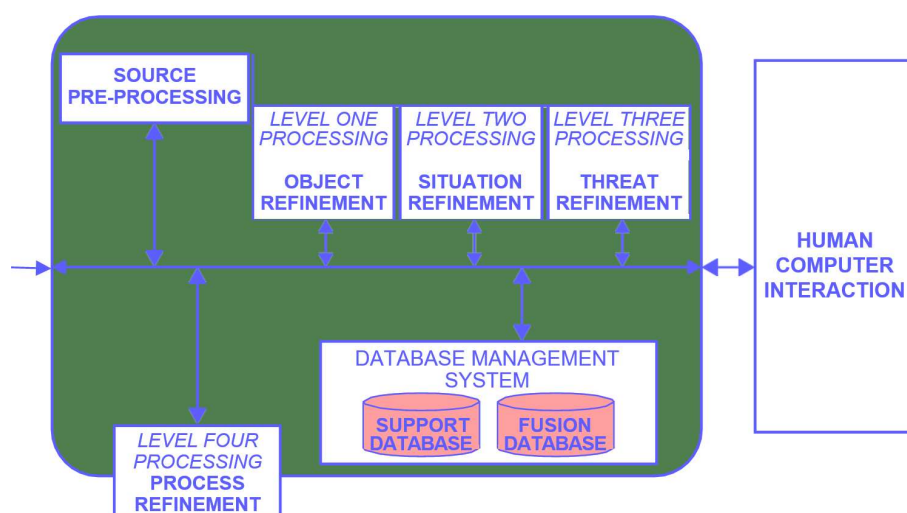
1 Inledning

Informationsfusion [1] (eng. *information fusion*) behandlar metoder för att sammanställa information från olika källor. Den bärande idén är att information från flera oberoende källor kan både förfinas en hypotes utsaga och höja dess sannolikhet när olika utsagor stödjer varandra. Till exempel kan samtidig användning av radar och IR vid målföljning förbättra klassificeringen av måltyp och öka sannolikheten för att klassificeringen är korrekt. Området är brett till sin natur och omfattar flera olika konceptuella nivåer, olika problemställningar och många olika metoder.

Till området räknas en rad metodiker som detektion, målföljning, objektigenkänning, situationsanalys, hotanalys, resursallokering, m.m. I försvarssammanhang är det standard att indela metodikerna i ett antal hierarkiska nivåer. Dessa nivåer är objektbedömning (Nivå 1), situationsbedömning (Nivå 2), hotbedömning (Nivå 3) och processförfining (Nivå 4). Nivåerna svarar på frågorna:

- Vilka objekt finns?,
- Vad är läget?,
- Vad kommer att hända?, och
- Behöver processerna i Nivå 1–3 förfinas?

Ibland inkluderas också förbearbetning (associering) (Nivå 0) och människa-dator interaktion (Nivå 5), se figur 1.



Figur 1. Datafusion enligt Data Fusion Subgroup (Joint Directors of Laboratories, USA). Bild: FOA [2].

Informationsfusion har sin tillkommelse inom målföljning med radar i vad som numera kallas Nivå 1. Inom de högre områdena (Nivå 2–3) finns därtill ett inflytande från metodiker inom det akademiska forskningsområdet hantering av osäker information (eng. *management of uncertainty*) med tekniker som oskarp logik (eng. *fuzzy logic*¹), *Bayesianskt resonerande*² och *Dempster-Shaferteori*³ (DST).

År 2021 genomförde vi en bred avskanning av fusionsområdet med hjälp av FOI:s egenutvecklade avskanningsverktyg HSTOOL [3][4][5][6]. Detta verktyg söker i Web of Science och genomför sedan automatiska grupperingar och rankningar av forskningsartiklar. Vi undersökte området med fokus på militär användning. Vi undersökte

¹ https://en.wikipedia.org/wiki/Fuzzy_logic (februari 2023).

² https://en.wikipedia.org/wiki/Bayesian_statistics (februari 2023).

³ https://en.wikipedia.org/wiki/Dempster-Shafer_theory (februari 2023).

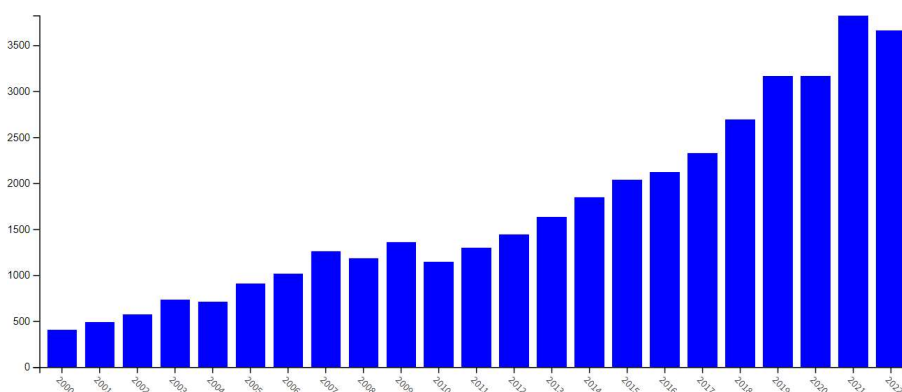
också kopplingar mellan informationsfusion, artificiell intelligens inklusive maskin-inlärning samt visualisering. Avskanning av fusionsområdet från 2021 är publicerad i kapitel 3 av [7]. Det rekommenderas att läsa den rapporten för att få en bredare bild av forskningsområdet då den sammanfattar fusionsforskning över en längre tid än den nu aktuella rapporten.

Den här rapporten uppdaterar forskningsläget genom att avskanna den viktigaste forskningen under år 2022. I rapporten fokuserar vi analysen mot de forskningsartiklar som är publicerade vid 2022 års upplaga av den årliga internationella fusionskonferensen (eng. *25th International Conference on Information Fusion*⁴) som gick av stapeln i Linköping och var organiserad av Linköpings Universitet. Dessa artiklar analyseras i kapitel 2. Målgruppen är forskare och ingenjörer verksamma inom ledningssystemteknik.

För att fånga trenden inom hela fusionsforskningsområdet inleder vi med att söka i databasen Web of Science (WoS) med de tre termerna *information fusion*, *data fusion* och *sensor fusion* i WoS⁵ med söktermen

```
TS = ("information fusion" OR "data fusion" OR "sensor fusion")
```

och finner där 39 047 forskningsartiklar under perioden 2000–2022. Dessa forskningsartiklar visar en stigande trend över åren från omkring 400 vetenskapliga publikationer per år 2000 till drygt 3600 artiklar senaste året, dvs. nio gångers ökning på 22 år, figur 2.



Figur 2. Antalet publikationer inom fusionsområdet 2000–2022.

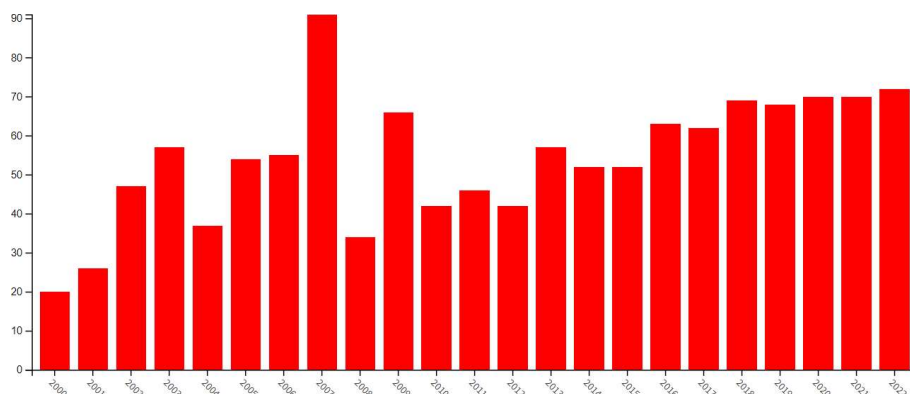
Vi studerar också den militära forskningen inom informationsfusion med den utvidgade söktermen

```
TS = ("information fusion" OR "data fusion" OR "sensor fusion") AND (military OR defence OR defense OR "decision support" OR "command and control")
```

och finner då 1252 träffar under samma period, figur 3.

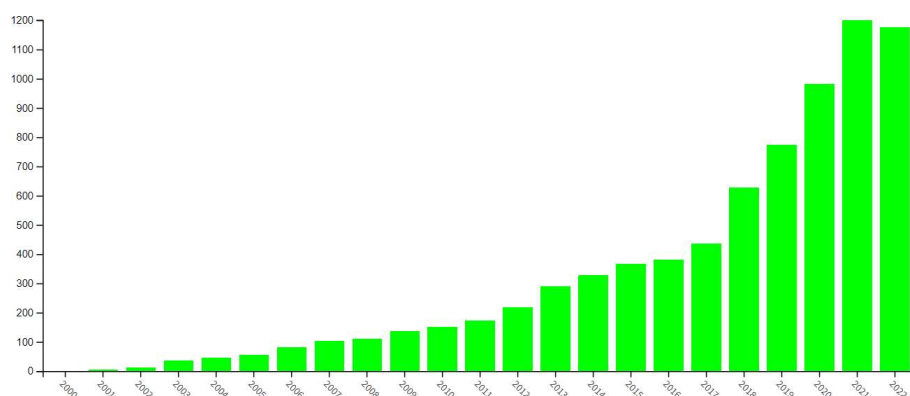
⁴ Detta var andra gången konferensen avhölls i Sverige. År 2004 organiserade FOI konferensen i Stockholm, <https://isif.org/events/conference/fusion-2004> (februari 2023).

⁵ <https://www.webofknowledge.com> (februari 2023).



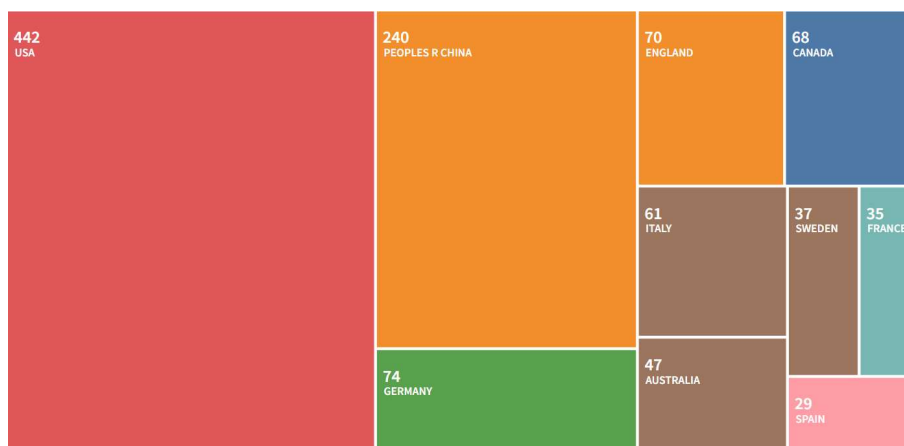
Figur 3. Antalet militära publikationer inom fusionsområdet 2000–2022.

Dessa militära artiklar har sammantaget erhållit 11 592 citeringar vilket speglar intresset för den militärt inriktade informationsfusionsforskningen. Under 2022 var det 72 nya publikationer och 1176 nya citeringar av alla funna publikationer med militär inriktning, figur 4.



Figur 4. Antalet citeringar av militära publikationer inom fusionsområdet 2000–2022.

Inom ramen för militär fusionsforskning dominerar USA före Kina med 442 publikationer för USA gentemot 240 publikationer för Kina sedan år 2000. Tyskland, Storbritannien och Kanada är de länder som närmast följer därefter, med Sverige på en åttonde plats med 37 publikationer, se figur 5. Vi noterar att Ryssland (ej visat i figuren) hamnar på en 31:a plats bland världens länder inom både all fusionsforskning liksom inom den militära fusionsforskningen med sex publikation inom militär fusionsforskning de senast 23 åren.



Figur 5. Antalet publikationer per land inom militärt inriktad fusionsforskning 2000–2022.

2 Analys av forskningsfronten i informationsfusion

Avskanningen av informationsfusion har vi grupperat i tolv delområden. Dessa följer i huvudsak en hierarkisk tänkt processordning som är ett vanligt sätt att beskriva de olika typerna av beräkningsprocesser inom informationsfusion. Beskrivningen följer löst den amerikanska JDL-modellen, från målföljning, situationsförståelse och beslutsfattande. Notera dock att JDL-modellen är en beskrivning av informationsfusionsområdet men är inte tänkt som ett flödesschema för processer och beräkningsflöden i ett ledningssystem.

Vi grupperar de studerade forskningsartiklarna i följande delområden⁶, från låg nivå till allt högre nivå av tillämpningar:

1. målföljning,
2. icke-linjär filtrering,
3. multisensordatafusion,
4. navigering och situationsförståelse,
5. kontextbaserad informationsfusion,
6. kvantalgoritmer för fusion och resurshantering,
7. underrättelseanalys för situationsförståelse,
8. klassificering och beslutsfattande,
9. stokastiska processer,
10. lokalisering för autonoma system,
11. perceptions vid automatisk körning,
12. fusion och AI för sjukvård.

I resten av detta kapitel följer så ett urval av de viktigaste artiklarna inom var och en av de tolv delområdena. Ofta är det flera artiklar inom ett delområde men ibland har vi begränsat det till en artikel.

2.1 Målföljning

Multihypotesföljning (MHT) är en arbetskrävande metod för multimålföljning på grund av att den genererar ett snabbt ökande antal hypoteser för målassociation att hålla reda på och värdera mot varandra, men har tack vare datorernas snabbt ökande prestanda blivit mer intressant att nyttja under senare år, och flera olika varianter har presenterats i litteraturen. Brekke och Tokle [8] presenterar ett nytt sätt att ta fram posteriori hypoteser i ett *Poisson multi-Bernoulli mixture-filter* (PMBM) (en generalisering av MHT): istället för att ta fram m stycken posteriorihypoteser för varje priorhypotes med den ofta använda *Murty's algorit*m (som genererar ett sökträd) vilket är beräkningstungt, så nyttjas bl.a. vissa steg i denna algoritm för att med en *branch-and-bound*-teknik i tre faser ta fram m stycken nya hypoteser utifrån alla existerande apriori hypoteser. MBM komponenten i filtret kan faktoriseras i oberoende kluster. Då ett målspar i algoritmen endast tillåts uppdateras med nya mätningar inom ett visst avstånd från målspar (s.k. gating) gäller att oberoendet mellan klustren upphör om respektive gate från målspar i olika kluster överlappar en viss mätning. Hanteringen av detta är huvudbidraget i detta arbete.

I en artikel av Li *m.fl.* [9] modifierar författarna den s.k. message passing algoritmen. Denna baseras i grunden på en faktorgrafrepresentation av måltillstånden (en faktorisering av dess *probability density function* (PDF)) och använder den s.k. loopy sum-product algoritmen för att lösa målassociationsproblemet på ett skalbart sätt med avseende på antal mål, mätningar och sensorer. *Out-of-sequence measurements* kan komma in till ett målföljningssystem då mätningar av någon anledning blir försenade i sin ankomst från sensor till tracker pga. exempelvis långsam kommunikation i distribuerade målföljningssystem. Dessa hanteras i

⁶ Dessa delområdens benämningar är en lätt omskrivning av ett urval av sessionsbenämningar vid konferensen.

det föreslagna systemet i tre steg; *retrodiction*, målassociation och återuppdatering. I det första steget bakåtprediceras aktuellt målläge till den tidpunkt den för sent ankomna mätningen gjordes, varpå målassociation gentemot det dåvarande läget görs i nästa steg. Därefter prediceras man ånyo aktuellt målläge, nu med den försenade mätningen medtagen. Man exemplifierar med en simulering där en sensor följer flera mål som rör sig rätlinjigt med konstant hastighet.

En artikel av Liang och Meyer [10] beskriver en metod för multiobjektföljning i vägtrafik som testats på datasetet nuScenes⁷. *Neural enhanced belief propagation* (NEBP) nyttjas, vilket är en hybridmetod som kombinerar modelldriven och datadriven inferens. Probabilistisk målassociation förbättras i NEBP utöver vad som erhålls genom vanlig *belief propagation* (BP) från redan initierade målspar genom att även nyttja LiDAR-inmätta strukturer hos inmätta objekt i den förbipasserande scenen som klassificeras av ett *graph neural network* (GNN). Detta GNN matchar dessutom topologin hos den faktorgraf som modellerar hur BP-meddelanden propageras i den använda statistiska modellen. GNN används även för att bedöma vilka inmätningar som är falsklarm, och detta utnyttjas för att öka falsklarmfördelningen i den statistiska modellen, vilket minskar risken för att ett falsklarm associeras med ett existerande objektspar eller initierar ett nytt sådant.

2.2 Icke-linjär filtrering

Målföljningsalgoritmer ställer ofta kraftiga krav på förenklingar av det system som modelleras. Kalmanfiltret, till exempel, kräver att systemets dynamiska modell skall vara linjär och alla involverade osäkerheter normalfördelade. Medan kalmanfiltret är optimalt, givet de förenklingar som det kräver, har en uppsjö approximationer och alternativa metoder utvecklats som ställer lägre krav (exempelvis sådana som tillåter icke-linjära dynamiska modeller).

Imbiriba *m.fl.* [11] presenterar en generell metod för icke-linjär filtrering, en hybridmetod som dels innehåller en fysikalisk modell och dels en uppsättning parametrar som kan läras från data. Filtreringsmetoder som innehåller maskininlärning finns sedan tidigare, men inte någon som kombinerar inlärningen med fysikaliska modeller, enligt författarna. Artikeln omfattar två exempel varav en är inriktad på målföljning med ett simulerat objekt som uppvisar icke-linjär rörelse. För målföljningen kompletteras en dynamisk modell med konstant hastighet med en inlärdd variabel hastighet. Metoden uppvisar i experimentet en viss fördel jämfört med modellen som bara har en konstant hastighet.

2.3 Multisensordatafusion

I en artikel av Tedeschini *m.fl.* [12] säger sig författarna att för första gången ha använt ett *message passing graph neural network* (MPNN) för multimålassociation i en multisensortillämpning. Detta exemplifieras med en simulering av flera rörliga fordonslidarsensorer som betraktar flera rörliga mål i form av fotgängare och kommunicerar mätningarna inbördes. Sensorernas täckningsområden (de levererar en 3D bounding box för varje mål per mätning) överlappar då och då under scenariot och skall associeras. Brus läggs på såväl fordonens som fotgängarnas position för att göra deras positionering mer realistisk. Kanterna mellan noder i – ett till en början fully connected – MPNN utgör potentiella associationer mellan mätningar (noder). Efter ett antal iterationer av meddelanden (message passing) mellan alla par av noder har deras motsvarande kantrepresentationer (embeddings) justerats, samt efter tröskling med en klassificerare som för varje kant beräknar sannolikheten för korrekt association, återstår idealt ett antal separata nätverk där kanterna mellan noderna i dem eliminerats och varje separat nätverk endast innehåller de föreslagna associationerna av mätningar mot samma mål.

⁷ <https://www.nuscenes.org> (februari 2023).

Klassiskt är maskininlärning baserat på antagandet att tillgänglig data är oberoende och identiskt fördelade, dvs. att data kommer från samma fördelning vid träning, testning och operativ användning. Detta antagande gäller dock sällan i verkligheten där testdata är brusig. För att erhålla hög tillförlitlighet hos den upplärda modellen blir det avgörande att upptäcka om data anländer från en annan fördelning än den som användes vid inlärning. För hög tillförlitlighet är det också viktigt att uppskatta osäkerheten i modellens utdata.

Carannante *m.fl.* [13] använder Bayesianska tekniker för att uppskatta osäkerheten i modellens utdata och använder denna osäkerhet för att upptäcka förskjutningar i fördelningen varifrån indata dras. De studerar problemet med anomalidetektering i datorseende, inklusive både störningar i indata (eng. *covariate shifts*) och drift i målfördelningen (eng. *label shifts*). Författarna föreslår två automatiserade anomalidetekteringsmetoder genom att dra nytta av det senaste arbetet i *Bayesian neurala nätverk* (BNN). De utnyttjar osäkerhetsinformation som finns tillgänglig i Bayesianska konvolutionella neurala nätverk (eng. *convolutional neural networks* (CNN)) för att upptäcka anomalier och exempel utanför fördelningen. De använder den inlärd osäkerhetsinformationen på två olika sätt för att detektera avvikande indata: (i) genom ett statistiskt tröskelvärde baserat på genomsnittlig osäkerhet för en modell utvärderad på de rena testdata, och (ii) med en statistisk tröskel baserad på den signifikanta ökningen av den genomsnittliga osäkerheten i modellen som utvärderats på avvikande data. Omfattande simuleringar visar att båda anomalierna upptäcks.

Neuronnät kan lösa svåra klassificeringsproblem men är mindre lämpade för att lösa komplexa problem inom sensorfusion. Trots det så kan neuronnät vara ett kraftfullt verktyg för vissa delproblem inom sensorfusion. Detta kräver dock att det finns ett mått på den stokastiska osäkerheten i klassificeringen som kan jämföras med klassiska sensormätningar. Nuvarande neuronnät ger endast ett relativt mått på hur väl indata passar en modell utan någon stokastisk osäkerhet. I en artikel av Malmström *m.fl.* [14] föreslår författarna att neuronnät tillförs ett stokastiskt ramverk. I träningsfasen kvantifieras den stokastiska osäkerheten hos parametrarna i neuronnätets sista lager. I artikeln visar författarna att detta kan göras rekursivt med väldigt få extra beräkningar. I klassificeringsfasen används slumpmässiga indata för att generera en uppsättning utdata. Från denna uppsättning erhålls en sannolikhetsfördelning av klassificerarens utdata, som representerar en korrekt beskrivning av den stokastiska osäkerheten för klassificeringarna. På så sätt passar ett neuronnät ett sensorfusionsramverk. Som ett resultat kan utdata från den neuronnät-baserade sensorn vägas samman med information från flera andra källor. Genom att även inkludera en artificiell anomaliklass undviks nästan helt problemet med felklassificeringar.

Mänskliga känslor kan visa sig i olika typer av modaliteter som bild och ljud. Hussain *m.fl.* [15] presenterar en ny metod för att avgöra en persons känslotillstånd baserat just på bild- och ljuddata. Känsloligenkänning (eng. *emotion recognition*) kan enligt författarna potentiellt användas exempelvis för att förstå och lära hur den egna personalen reagerar i stressade situationer, eller hur civilpersoner i ett insatsområde reagerar på militär närvaro.

Hussain *m.fl.*:s [15] bidrag med sitt arbete är att man nyttjar nya ljudsärdrag som exempelvis Wavegram som är baserad på maskininlärning med ett djupt nätverk. Videodata används bland annat för att identifiera ansikten i video och avgöra om en viss person talar eller ej. Video- och ljuddata hanteras separat och klassificeringsresultatet fusioneras i slutändan. Författarna använder datamängden SAVEE⁸ för träning och utvärdering. Vid en jämförelse med liknande system fick den bra resultat.

2.4 Navigering och situationsförståelse

I en artikel presenterar Dezert [16] ett nytt effektivt mått på osäkerhet för en grundläggande tilltrofunktion (eng. *belief function*) inom ramen för DST. Inom ramen för DST får

⁸ Surrey audio-visual expressed emotion (SAVEE) database, <http://kahlan.eps.surrey.ac.uk/savee/> (februari 2023).

sannolikhet tilldelas till delmängder av utfallsrummet, medan i sannolikhetsteori endast till elementen av utfallsrummet. Detta nya kontinuerliga mått sägs vara effektivt i den meningen att den tillfredsställer fyra naturliga och väsentliga önskemål på ett osäkerhetsmått, t.ex. ett krav att osäkerheten enligt detta mått ska vara identisk med Shannon-entropin när tilltrofunktionen är specialiserad till en vanlig sannolikhetsfördelning. Författaren går igenom alla tidigare förslag på osäkerhetsmått som publicerats i litteraturen under 40 år och finner att de flesta inte uppfyller de naturliga önskemålen på ett osäkerhetsmått, och de få som gör det anser han vara illa formulerade. Ett nytt osäkerhetsmått U som sägs uppfylla alla önskade krav formuleras enligt

$$U(m) = \sum_{X \in 2^\Theta} s(X)$$

där

$$s(X) = -(1 - u(X))m(X) \log(m(X)) + u(X)(1 - m(X))$$

och

$$u(X) = Pl(X) - Bel(X)$$

där $u(X)$ är osäkerheten hos X då $Pl(X)$ är möjligheten att X är sann och $Bel(X)$ är tilltron till att X är sann. Om $m(X)$ är en sannolikhetsfunktion så är $u(X) = 0$ vilket specialiserar $s(X)$ till Shannon-entropin som önskat. Författaren avslutar med att detta nya generaliserade entropimått verifierar alla de fyra naturliga önskemålen hos ett osäkerhetsmått och presenterar de viktigaste fördelarna med enkelhet, kontinuitet, monotonitet och det svarar också på förändringen av dimensionen hos utfallsrummet. Nyttan med ett sådant osäkerhetsmått finns i beslutsfattande där man med osäkerhetsmått kan observera på vilken grund man har att fatta beslut. Exempelvis kan man mäta förändringen över tid i osäkerheten i ett beslutsunderlag för att se om tiden är rätt att fatta ett beslut eller om det finns behov av att insamla ett bättre underlag.

2.5 Kontextbaserad informationsfusion

Fusionstekniker placeras ofta i olika kategorier beroende på om slutresultatet är ett förbättrat objektstillstånd (Nivå 1), situationsbeskrivning (Nivå 2), eller utvecklingsprognos (Nivå 3). Hur fusion mellan olika nivåer skall gå till har undersökts i litteraturen och visat sig vara svårt. Steinberg [17] presenterar en ontologi för att representera objekt och företeelser och inferera deras tillstånd både på samma fusionsnivå och mellan olika. Metodiken möjliggör att metoder för Nivå 1 fusion kan användas även på Nivå 2 och Nivå 3. Med hjälp av ontologin kan detaljerade situationstillstånd konstrueras som involverar objekt och egenskaper på flera nivåer på samma gång. Artikelnen föreslår vidare hur den typen av situationstillstånd kan representeras med en graf och vars tillstånd uppdateras med observationer, där osäkerheter kan representeras med sannolikheter eller andra mått. Tillståndsinferensen i en viss grafnod är baserad på aprioriinformation, lokal information om den aktuella noden och extern information från relaterade noder.

I en artikel snarlik den föregående utvidgar Incitti och Snidaro [18] resultat från tidigare arbeten med olika NLP-arkitekturer. Författarna utökade den dimensionalitetsreducerade *embeddings from language models* (ELMo) med kontextuell information och visar att en reducerad kombination av ELMo och *bidirectional encoder representations from transformers* (BERT) gav bäst resultat där även Word2Vec och *global vectors for word representation* (Glove) ingick. Reduktionerna gjordes med *basic autoencoders* (BAEs). I denna artikel nyttjas datasetet CONcreTEXT⁹ och man går nu vidare och skapar två grupper av arkitekturer, en *underkomplett* och en *överkomplett* där dimensionaliteten minskas eller

⁹ <https://lablita.github.io/CONcreTEXT/> (februari 2023).

ökas med hjälp av BAEs som har ett mindre eller större mellanlager än dimensionen hos input (det visar sig dock att de överkompleta arkitekturerna fungerar dåligt). För varje variant testas nio olika arkitekturer. Resultatet från dessa kombineras sedan med *contrastive language-image pre-training* (CLIP) enligt tre olika multimodala scheman till ett antal varianter av ELMo+BERT+CLIP där en av dessa ansågs bäst korrelera med ground truth i CONcreTEXT.

En viktig del av fusionssystem är representationen av världens tillstånd, typiskt position och hastighet hos intressanta objekt. Robotssystem, som kan ses som en sorts fusionssystem, har nytta av en tydlig semantisk modell för att förstå, resonera kring, och kommunicera om den fysiska värld som de agerar i. Sådan semantik representeras vanligtvis i en ontologi. Sijs och Fletcher [19] presenterar en ny form av kunskapsbas för sådana robotssystem. Den tillämpning som författarna intresserar sig för är ett robotssystem som söker av en byggnad efter skadade människor, där byggnaden ofta är okänd för roboten.

Artikeln [19] har två bidrag: (i) en kunskapsbas strukturerad för autonoma robotar som tillåter att nya sensordata läggs till i realtid i enlighet med en ontologi, (ii) representation av kunskapsbasen med hypergrafer i stället för vanliga grafer vilket, enligt författarna, är en mer lämplig representation eftersom den är lättare att uppdatera.

Den föreslagna ontologin består i grunden av klasshierarkier för entiteter (dvs. konkreta och abstrakta ting), attribut och relationer. Med klasshierarkierna konstrueras kunskapsmönster (eng. *knowledge pattern*) som beskriver exempelvis hur entiteter som bygger upp byggnader (exempelvis väggar, dörrar, rum, och det faktum att en dörr skapar en passage mellan två rum) och vilka entiteter som kan ingå i en familj (t.ex. barn, vuxna, och husdjur) och deras hälsostatus.

Experiment med en fyrbent Boston Dynamics-robot i en fysisk miljö visar att de kunskapsbaser man kunde bygga var användbara i realtid i den fysiska världen.

En underrättelserapport kan vara baserad på olika källor. När dessa källor har olika tillförlitlighet finns det behov av att vikta dem i samband med att de fusioneras. Hermiston [20] noterar att det dels kan vara svårt för exempelvis en underrättelseanalytiker att uttrycka en källas osäkerhet med ett numeriskt värde, samt att datorer i sig har svårt att hantera exakta värden. Istället undersöker Hermiston en formalism där tillförlitlighet uttrycks i en *ordinal* skala, bestående av kvalitativa mått som låg, medel och hög.

Hermiston föreslår att den så kallade *symmetriska Sugeno-integralen* (SSI) kan användas för detta ändamål. SSI är en modifiering av *Sugeno-integralen* (SI), men författaren finner att SI, till skillnad från SSI, inte lämpar sig för motstridiga evidenser.

2.6 Kvantalgoritmer för fusion och resurshantering

I och med framstegen med att utveckla kommersiella kvantdatorer de senaste åren har möjligheten öppnats för att tillämpa dessa i maskininlärningsvärlden. En övervakad maskininlärningsmetod för klassificering av indata är *support vector machine* (SVM). En klassisk SVM kan anpassas för att hantera data från flera källor, dvs. datafusion [21], också kallat multiple kernel SVM [22]. Kvantalgoritmversionen kallas QSVM och är potentiellt avsevärt snabbare än klassisk SVM [23]. Kvantegenskaperna gör dessutom att QSVM har en naturlig förmåga att hemlighålla träningsdata och därmed minska risken att datan kommer i fel händer.

Kunczik och Tornow [24] föreslår två nya bidrag för att skapa en kvantalgoritm *multiple quantum kernel support vector machines*: (i) hantering av data från flera källor, (ii) en kombination av flera kvantchips för att hantera stora datamängder. Författarna sätter upp ett mindre klassificeringsproblem som handlar om att kunna känna igen fyra klasser i bilder om

cirka 800 pixlar för att bekräfta algoritmens användbarhet. Författarna bekräftar att resultatet blir övertygande både i simulerad miljö¹⁰ och med IBM:s kvantdator IBMQ.

Att upptäcka och följa många satelliter i låga omloppsbanor med ett fåtal sensorer är ett problem som lider av en kombinatorisk explosion då antalet satelliter ökar i antal. Oakes *m.fl.* [25] utvecklar en applikation baserat på ett *double deep Q network* (DDQN) där ett begränsat antal sensorer krävs för att upptäcka och spåra ett ökande antal satelliter. Författarna simulerar ett kontrollerbart jordbaserat teleskop, som är tränat för att maximera antalet spårade satelliter. I den presenterade metodiken uppskattas alla tillståndsvektorer som beskriver satelliternas positioner och hastigheter med hjälp av sensormätningar.

DDQN baseras på *deep Q network* (DQN) som är en implementering av Q-learning. Q-learning är en iterativ uppdatering av en Markov beslutsprocess. En förväntad belöning, Q-värden, erhålls genom att vidta en viss åtgärd i ett givet tillstånd. Med Q-learning försöker man hitta Q-värden för flera tillstånd och åtgärder, och sedan utnyttja Q-värdena genom att välja den åtgärd som ger den högsta belöningen. Ett problem med Q-learning är att den inte skalar väl till stora problem. DQN utvecklades för att övervinna detta. DQN kan dock överskatta Q-värdena för vissa alternativ. För att lösa detta problem utvecklades DDQN.

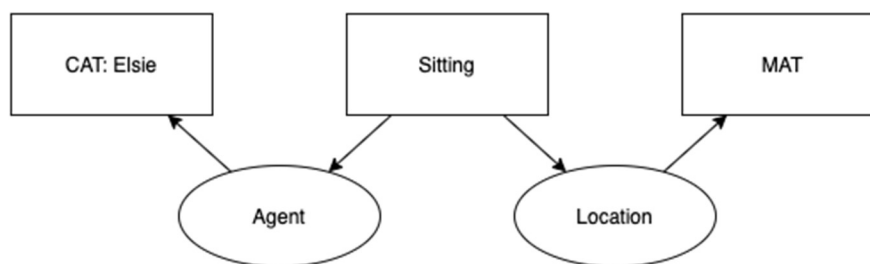
Författarna använder en DDQN tränad i en simulerad miljö för upptäckt och målföljning av satelliter i låga omloppsbanor i ett experiment med 20 000 iterationer och undersökning av den genomsnittliga belöningen vid varje 1000 iterationer. Efter 8000 iterationer konvergerade lösning mot en policy för sensorstyrning med god målföljningsförmåga.

2.7 Underrättelseanalys för situationsförståelse

Metodik för att jämföra ämneslikhet mellan olika texter beroende på gemensam relativ förekomst av olika ord har funnits ganska länge. I detta arbete av Urli *m.fl.* [26] utvecklar författarna motsvarande metoder för hela meningar, s.k. *sentence embeddings* snarare än *word embeddings* genom att använda en variant av BERT kallad *Sentence-BERT* (S-BERT). Metodiken kompletteras med CLIP för bilder som ingår i en text. Datamängden man använt är en del av det manuellt annoterade NewSHead som består av nyheter kring olika teman. Varje artikel i datasetet representeras av sin titel, en manuellt genererad beskrivande text, nyckelord ur artikelns URL, samt själva brödtexten. S-BERT resp. CLIP används separat för att ur kombinationer av två, tre eller alla fyra av dessa representationer genom *average fusion* generera två separata embeddings. Dessa fusioneras sedan i sin tur med olika metoder (konkatenering etc.) varvid en en-lagers autoencoder konstaterades ge det bästa slutresultatet.

Kowalski och Jousselme [27] beskriver hur osäkra *konceptuella grafer* kan användas för att resonera om skapandet av lägesbild med osäker data. Konceptuella grafer [28] har två typer av noder som representerar koncept respektive relationer, och kan uttrycka första ordningens logik och naturligt språk. Ett exempel på en konceptuell graf finns i figur 6.

¹⁰ Simulering med hjälp av IBM:s kvantdatorsimulator Qiskit, <http://qiskit.org> (februari 2023).



Figur 6. En konceptuell graf för uttrycket "Katten Elsie sitter på mattan". Bild: [28] (CC BY-SA 4.0¹¹).

Författarna föreslår sätt att fusionera uttryck av den typen som exemplifieras i figur 6, ofta kallad *mjuk information*. För att kunna hantera skiljaktigheter mellan källorna används en variant på konceptuella grafer som kallas *osäkra konceptuella grafer* [29]. Författarna visar hur osäkerhet om källornas tillförlitlighet kan integreras i fusionen med hjälp av evidens-teori. Fusionsidén används slutligen i ett exempel som handlar om hotigenkänning i maritim miljö. Författarna betonar också att anledningen till att man inriktade sig just på kunskaps-grafer var att man kunde bygga vidare på teorin om osäkra kunskapsgrafer, men liknande metodik bör även vara tillämpbar på andra typer av grafstrukturer.

Laudy *m.fl.* [30] beskriver ett system för hotigenkänning. Först simuleras tänkta fientliga enheters troliga anfallsrörelsemönster då de försöker uppnå ett visst mål; man illustrerar med ett exempel kring ytfarkoster (röd sida) som anfaller ett hamnområde. De framsimulerade planerna som ger röd sida störst chans att uppnå målet ger upphov till en uppsättning mest troliga röda *anfallsplaner*. Rörelseschema hos de röda ytfarkosterna påverkas av geografin samt deras kunskap om blå sidas fasta radarsensorers placering och räckvidd. Blå sida har dock även spanings UAV:er som röd sida inte från början vet var de spanar. Anfallsplanerna kan *semantiseras* genom att utifrån de framsimulerade rörelsemönstren identifiera vad som stegvis verkar hända rent konceptuellt, samt beskriva detta utifrån en generisk ontologi som innehåller dessa koncept med sina relationer. Då erhålls för varje anfallsplan ett semantiskt nätverk (formellt en graf) som beskriver den. Snarlika anfallsplaner beskrivna med fuzzylogik fusioneras baserat på deras rörelsemönster. Då systemet är tänkt att användas semantiseras verkliga sensorinmätningar av ytfarkoster på samma sätt och det semantiska nätverk som byggs upp jämförs med den framsimulerade samlingen av mest troliga anfallsplaner, och om någon matchning sker genereras ett larm.

2.8 Klassificering och beslutsfattande

I en artikel av Jain *m.fl.* [31] utvecklar författarna en metod för oövervakad klustring av marina fartygsbanor som finns i en databas med AIS-meddelanden från flera fartyg under en viss tidsperiod. Genom att klustra dessa banor får man en datamängd om sjötrafikleder. Dessa fungerar som en input till ett system för situationsmedvetenhet och kan användas för prediktion och avvikelседetektion. Klustringen av banorna genomförs i tre på varandra följande steg:

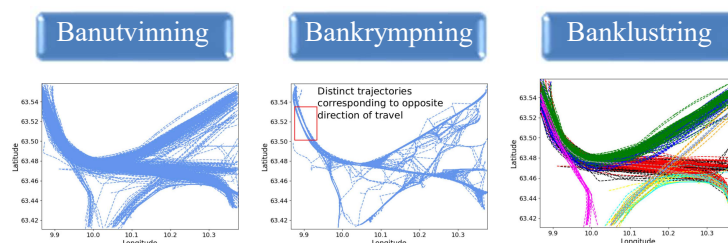
- Först byggs banor samman utifrån AIS-data där datapunkter som följer på varandra läggs samman till banor när det finns tillräckligt många datapunkter som tillsammans bildar en sekvens.
- Därefter används en bankrympning, där olika banor som ligger nära varandra får förändrade koordinater genom att koordinater flyttas i en geografiskt lokal process. Bankrympning använder en iterativ s.k. Gaussisk suddande Mean-Shift-

¹¹ Creative Commons Attribution Attribution-Share Alike 4.0 International (CC BY-SA 4.0), <https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/> (februari 2023).

algoritmen¹² [32] i kombination med principalkomponentanalys¹³ applicerad på datamängden, i syfte att öka likheten mellan banor som tillhör samma kluster.

- Slutligen klustras de krympta banorna med *agglomerativ hierarkisk klustring*¹⁴ vilket är en *bottom-up*-metodik där separata banor succesivt läggs samman till kluster.

Författarna illustrerar processekvensen genom följande tre processteg i figur 7.



Figur 7. Illustration av det övervakade klustringsramverket. Bild: [31], med tillstånd.

Metodens användbarhet demonstrerades i en fallstudie med hjälp av två scenarier genom långtidsprediktion av nya pågående banor.

I en artikel av Rao *m.fl.* [33] berörs problemet med att klassificera mätningar av gammastrålning i (normala, svaga) utsläpp från en kärnkemisk anläggning av något slag som hanterar (lösningar av) radioaktiva isotoper av typen plutonium-238 och neptunium-237. Dessa sönderfaller stegvis till 15 olika isotoper av jod, krypton, xenon, barium och cesium. Detekterad gammaintensitet av var och en av dessa erhålls genom spektroskopi. Klassificerade mätdata från två olika sådana parallellt körda instrument skall fusioneras; ett instrument som mäter oftare – var 6:e timma – med lägre mätnoggrannhet (definierat som detektionssannolikhet i förhållande till falskdetektionssannolikhet) samt ett andra instrument som endast mäter var 24:e timma, men med högre mätnoggrannhet. Mätdata klassificeras först genom en uppsättning klassificerare för varje instrument. Klassificerarna har först tränats med olika maskininlärningsmetoder – *classification trees*, *discriminant analysis classifier*, *error correcting output codes*, *ensemble of trees*, *kernel method*, *k-nearest neighbours*, *naïve Bayes* (NB), samt SVM. Resultaten av dessa fusioneras för varje instrument för sig, och därefter fusioneras resultaten från de bägge instrumenten. Resultaten jämförs baserat på vilken maskininlärningsmetod som nyttjats. På detta sätt avser man optimera klassificeringen från de två mätdataströmmarna; huruvida de tillsammans indikerar närvaro av respektive sönderfallsisotop eller ej. Metodiken avses kunna nyttjas till att övervaka att anläggningens verkliga nyttjande stämmer överens med vad den utges att nyttjas till.

2.9 Stokastiska processer

Framsteg inom maskininläring har möjliggjort tillämpningar som baseras på automatiserad klassificering och förutsägelse med hjälp av komplexa mönster. Uppskattningen av den förväntade noggrannheten hos sådana lösningar under operativ användning är avgörande för användarnas förtroende för modellen. I maskininläring antas det vanligen att data som används för träning av modellerna och data som används vid operativ användning är samplade från samma sannolikhetsfördelning. Ofta är dock detta inte ett realistiskt antagande. I dessa fall kan den faktiska noggrannheten hos en klassificerare vara mycket lägre än den förväntade noggrannheten som erhöles under modellens testning.

¹² https://en.wikipedia.org/wiki/Mean_shift (februari 2023).

¹³ <https://sv.wikipedia.org/wiki/Principalkomponentanalys> (februari 2023).

¹⁴ https://en.wikipedia.org/wiki/Hierarchical_clustering (februari 2023).

Pavlin *m.fl.* [34] utvecklar en Bayesiansk modell som identifierar drift i en sannolikhetsfördelning under operativ användning och använder informationen för att automatiskt modellera anpassningar som minskar de negativa effekterna av driften. Metoden bygger på en kausal modell som möjliggör probabilistisk inferens om fördelningens drift avseende olika komponenter i modellen. Metoden gör klassificerarens slutsatser mer robusta mot sannolikhetsfördelningens drift och stödjer automatisk, självövervakad anpassning av modellens parametrar under operativ användning, vilket ofta avsevärt minskar den negativa effekten av fördelningsdriften. Den utvecklade modellen kan användas bredvid de egentliga klassificerarna för att stödja övervakning av förändringar i indatas fördelning. Om sådana modeller använder samma data som huvudklassificeraren så kan de indikera potentiella modelleringsavvikelser och ge en varning om potentiell försämring av klassificeraren. Ju fler variabler som representerar heterogena källor och ju glesare beroendet är mellan dem, desto större är effektiviteten hos den presenterade lösningen. Metodens effektivitet har validerats i systematiska experiment med syntetiska data.

2.10 Lokalisering för autonoma system

En artikel av Triommatitis *m.fl.* [35] berör passiv följning (endast riktning mot målet mäts repetitivt med viss osäkerhet) av ett eller flera mål (som antas vara stillastående) med en eller flera rörliga sensorer. Författarna beskriver kryssspejling mellan flera egna sensorer som kan utbyta mätdata, eller genom att en enda sensor rör sig och kryssspejlar mot sina tidigare mätningar. Målassociationen antas vara ideal, d.v.s. inga *spökkryss* uppkommer, vilket (idealt) kan uppnås vid unik matchning av signaturinformation etc. Algoritmen tar fram de polygonala osäkerhetsområden som uppstår för målpositionerna genom att två mätningar från olika positioner, som vardera ger en riktning med en angiven osäkerhet (dvs. en cirkelsektor) mot målet ger upphov till en polygon där sektorerna överlappar varandra. Algoritmen som presenteras beräknar hur sensorerna skall röra sig för att vid nästa mätning minimera osäkerheten hos denna med varje sensor. Vi noterar att denna geometriska metod för passiv positionsestimering är snarlik en metod som presenterades i en FOA-rapport från 2000 [36], där dock målen var rörliga och deras antagna maximala rörelsehastighet påverkade hur osäkerhetspolygonerna expanderade över tiden mellan de tillfällen då mätningar gjordes.

2.11 Perception vid automatisk körning

I en artikel med tillämpning inom fusion av sensordata från LiDAR och stereokamera där informationen från de två sensortyperna kan vara motstridande i varierande grad utvecklar Richter *m.fl.* [37] en ny metodik för att fusionera information i gridkartor baserat på heterogena sensorkällor. De använder DST [38] och förbättrar hanteringen av en eventuell konflikt mellan källorna genom att modellera deras tillförlitlighet. Författarna föreslår en adaptiv metod för att hantera detta inom ramen för DST. Om källorna ger icke-motstridiga uppskattningar, reduceras metodiken till Dempsters regel. Om källorna däremot ger motstridiga uppskattningar, anpassas kombinationen utifrån en tillförlitlighetskoefficient som tilldelas varje källa individuellt.

Richter *m.fl.* [37] tillämpar en kombinationsregel som introducerades av Yang och Xu [39] och modellerar tillförlitligheten r_i för sensorkällor för att förbättra konfliktlösning. För att modellera tillförlitligheten som en funktion av konflikten K och trovärdigheten b_i som

$$r_i = 1 - (1 - b_i)K.$$

Koefficienten $0 \leq b_i \leq 1$ modellerar trovärdigheten hos en källa. Om $K = 0$, så är $r_1 = r_2 = 1$ och kombinationsregeln reduceras till Dempsters regel. Om $K = 1$ har vi $r_i = b_i$ och trovärdighetskoefficienten fungerar som tillförlitlighetsvärde.

Innan kombinationen av två massfunktioner så diskonteras de enligt

$$\tilde{m}_i = \frac{m_i}{1 - r_i}.$$

Författarna tillämpar metoden för fusion av LiDAR och stereokameradata och utvärderar i artikeln resultatet kvalitativt och kvantitativt. Resultaten visar att den föreslagna metoden är robust vid fusion av mätningar från heterogena sensorer.

2.12 Fusion och AI för sjukvård

Somero *m.fl.* [40] föreslår en ny klassificeringsmetod baserad på djupinlärning för flera källor som använder osäkerhetshanterings- och fusionsmetodiken *transferable belief model* (TBM) [41] för att hantera osäker information. Arbetet motiveras av en brist på metoder som kan hantera flera källor med osäker data för klassificering och baseras på en tidigare metod som inte modellerar osäkerheter (Muhammad och Hossain, [42]). Eftersom osäkerheter hela tiden hanteras i klassificeringen kan en beslutsfattare dessutom avgöra ifall klassificerarnas underlag duger för att ta beslut eller ifall mer information behöver inhämtas.

Djupinlärning används för de olika källorna var för sig vars resultat sedan fusioneras med hjälp av TBM. TBM bygger på evidensteorin som är mer flexibel än vanliga sannolikheter för att representera osäkerhet, och det är en flexibilitet som författarna anser behövs, exempelvis för att hantera situationer då det är svårt att kvantifiera osäkerheten.

Metoden används vidare i ett experiment för att fusionera verklig data från röntgenbilder (bilddata) och patientdata (strukturerad data) för att ställa covid diagnos (covidfallen klassificeras som MILD eller SEVERE). En CNN-klassificerare tränas för att klassificera bilddatan och ett beslutsträd för att klassificera patientdatan. Resultaten från klassificerarna modelleras för att kunna fusioneras med TBM, varefter en slutlig klassificering dras från det fusionerade resultatet. I experimentet jämförs med Muhammad och Hossains metod och en förbättring med 3% erhålls.

3 Värdering och slutsats

3.1 Värdering

Vi värderar de informationsfusionsartiklar som diskuteras i kapitel 2 med avseende på två kriterier: *mognad* och *relevans*. Med mognad avses hur välutvecklat materialet i en artikel är i termer av möjligheten att bidra till praktiska tillämpningar (dvs. i vilken grad tekniken är utvecklad). Försvårande i sammanhanget kan vara att en viss algoritm mest kan hantera förenklade problem, eller att tillämpningen kräver svåråtkomlig data eller expertkunskaper. Relevans handlar om i vilken utsträckning materialet i forskningsartikeln är nyskapande, dess potential och i vilken utsträckning den kan tänkas bidra till försvarstillämpningar.

De avskannade artiklarnas placering i diagrammet indikeras med en ☆-symbol. Ju närmare origo en artikel placerats desto mer intressant är det ur ett försvarstillämpningsperspektiv.

I kapitel 2 grupperas de 24 artiklarna i 12 delområden. För att få en överskådlig presentation och jämförelse mellan liknande artiklar presenteras värderingarna i tre grafer. Några av värderingarna motiveras löpande i mer detalj.

Den första grafen (figur 8) omfattar artiklarna från avsnitt 2.1 till 2.3. De röda ☆-symbolerna avser avsnitt 2.1 Målföljning med artiklarna:

1. "Hypothesis exploration in multiple hypothesis tracking with multiple clusters" [8],
2. "Neural enhanced belief propagation for data association in multiobject tracking" [10],
3. "Message passing multitarget tracking with out-of-sequence measurements" [9].

Ref. [10] (symbol 2) har testats på skarpt dataset. Arbetets fokus är visserligen på fordonsindustrin men skulle även kunna vara intressant för militära autonoma farkoster. Ref. [9] (3) har endast testats på simulerade enkla, rätlinjiga målrörelser med konstant hastighet och värderas därför som förhållandevis omogen teknik, men är dock relevant i situationer då mätningar kan vara försenade, exempelvis i större sensornätverk

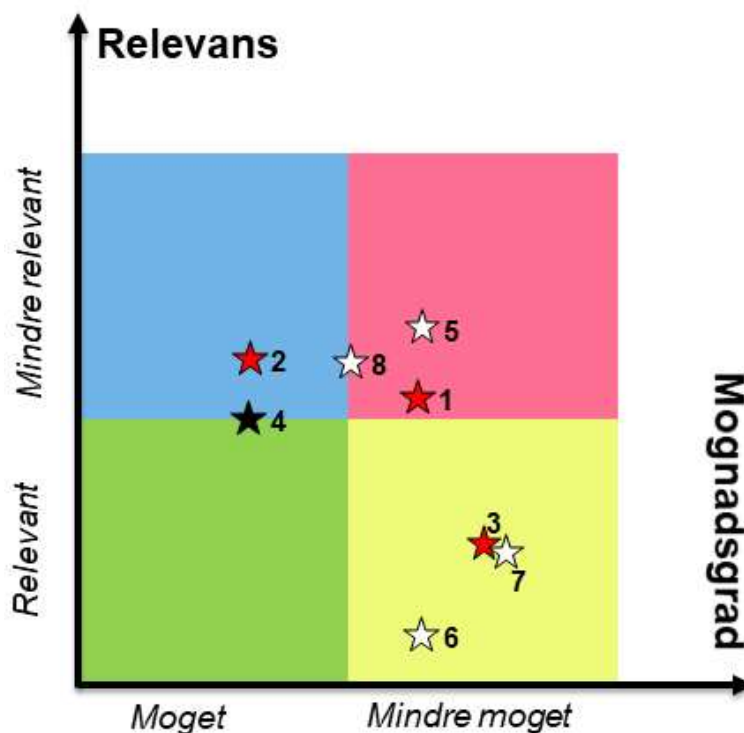
Den svarta ☆-symbolen avser avsnitt 2.2 Icke-linjär filtrering med artikeln:

4. "Hybrid neural network augmented physics-based models for nonlinear filtering" [11],

Ref. [11] (4) presenterar en hybridmodell som kombinerar modern maskininlärning med beprövade fysikaliska modeller för målföljning. Metoden verkar vara redo att användas men de exempel som redovisas visar bara på mindre prestandaförbättringar.

De vita ☆-symbolerna avser avsnitt 2.3 Multisensordatafusion med artiklarna:

5. "Addressing data association by message passing over graph neural networks" [12],
6. "Self-assessment and robust anomaly detection with Bayesian deep learning" [13],
7. "Detection of outliers in classification by using quantified uncertainty in neural networks" [14],
8. "Deep learning for audio visual emotion recognition" [15].



Figur 8. Värdering av artiklarna från avsnitt 2.1 till 2.3 med avseende på uppskattad mognadsgrad och relevans för försvarstillämpningar.

Den andra grafen (figur 9) omfattar artiklarna från avsnitt 2.4 till 2.7. De röda ☆-symbolerna avser avsnitt 2.4 Navigering och situationsförståelse med artikeln:

1. “An effective measure of uncertainty of basic belief assignments” [16].

Den svarta ☆-symbolen avser avsnitt 2.5 Kontextbaserad informationsfusion med artiklarna:

2. “An ontology for multi-level data fusion” [17],
3. “Multimodal feature fusion for concreteness estimation” [18],
4. “A robotic knowledge base to model and update real-world information from indoor environments” [19],
5. “Aggregating ordinal confidences” [20].

Ref. [20] (5) fokuserar på hantering av mänskliga informationskällor vilket är relevant när man hanterar exempelvis HUMINT rapporter men har inte studerats tillräckligt inom informationsfusionsområdet. Metoden är dock krånglig att använda.

De vita ☆-symbolerna avser avsnitt 2.6 Kvantalgoritmer för fusion och resurshantering med artiklarna:

6. “Quantum Kernel Based Data Fusion” [24],
7. “Double deep Q networks for sensor management in space situational awareness” [25].

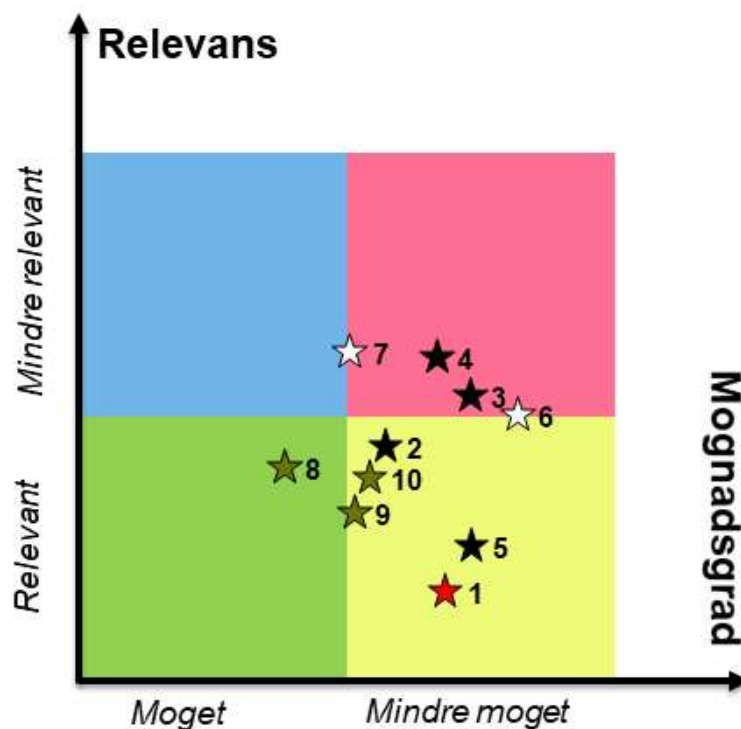
Ref. [24] (6) är ett intressant försök undersöka nyttan med kvantalgoritmer för informationsfusion. Det är lärorikt och eventuellt relevant på sikt, men för närvarande är kvantdator- och kvantalgoritmområdet för omoget.

De gröna ☆-symbolerna avser avsnitt 2.7 Underrättelseanalys för situationsförståelse med artiklarna:

8. “Fusion of sentence embeddings for news retrieval” [26],
9. “Reasoning with conceptual graphs and evidential networks for multi-entity maritime threat assessment” [27],

10. "Tackling threatening behavior through a semantic approach" [30].

I ref. [26] (8) har metoden testats på ett skarpt nyhetsdataset och arbetet är relevant för text- och bildanalys. Ref. [27] är intressant för skapande av lägesbild och högnivåfusion, men metoden behöver vidareutvecklas för att bli riktigt användbar. Ref. [30] (10) berör högnivåfusion och hotvärdering baserat på simulerade anfallsplaner och är därmed relevant, men är enbart testat på simulerade data och mognhetsgraden är svårbedömd.



Figur 9. Värdering av artiklar från avsnitt 2.4 till 2.7 uppskattad mognadsgrad och relevans för försvarstillämpningar.

Den tredje grafen (figur 10) omfattar artiklar från avsnitt 2.8 till 2.12. De röda ☆-symbolerna avser avsnitt 2.8 Klassificering och beslutsfattande med artiklarna:

1. "Unsupervised clustering of marine vessel trajectories in historical AIS database" [31],
2. "Classification and fusion of two disparate data streams and nuclear dissolutions application" [33].

Ref. [33] (2) verkar vara nära praktisk användning och kan vara relevant för övervakning av utsläpp från kärnkemiska fabriker.

Den svarta ☆-symbolen avser avsnitt 2.9 Stokastiska processer med artiklarna:

3. "Continuous model evaluation and adaptation to distribution shifts: A probabilistic self-supervised approach" [34].

Den vita ☆-symbolen avser avsnitt 2.10 Lokalisering för autonoma system med artiklarna:

4. "A geometric approach to passive localisation" [35].

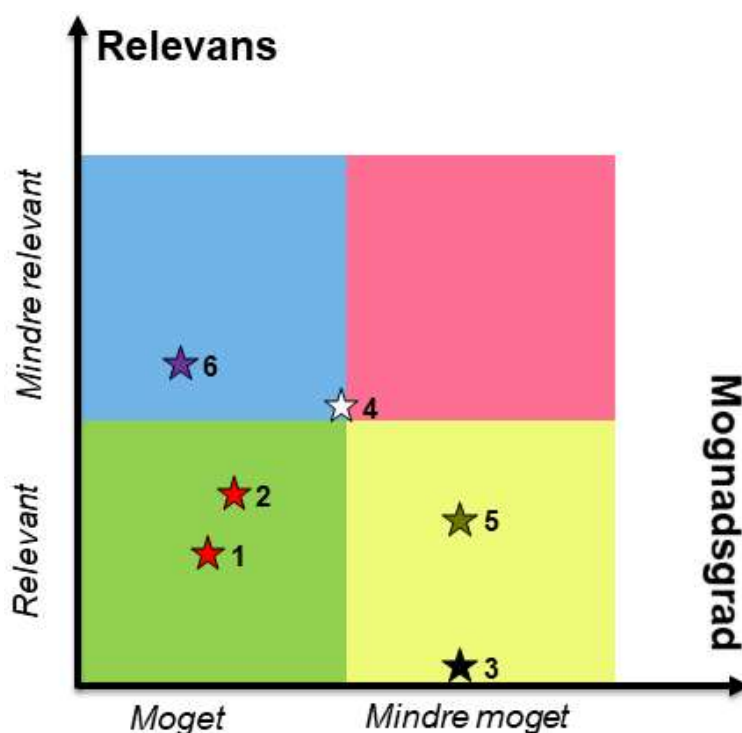
Den gröna ☆-symbolen avser avsnitt 2.11 Perception vid automatisk körning med artikeln:

5. "Sensor data fusion in top-view grid maps using evidential reasoning with advanced conflict resolution" [37].

Den lila ☆-symbolen avser avsnitt 2.12 Fusion och AI för sjukvård och artikeln:

6. "Evidential decision fusion of deep neural networks for Covid diagnosis" [40].

Ref. [40] (6) förefaller vara praktiskt användbar och visar konkret hur osäkerheter kan behandlas av djupinlärningsmodeller. Däremot visar inte de utförda experimenten på stora prestandavinsten.



Figur 10. Värdering av artiklarna från avsnitt 2.8 till 2.12 uppskattad mognadsgrad och relevans för försvarstillämpningar.

3.2 Slutsats

Analysen av avskanningen visar att informationsfusion är ett moget men fortfarande dynamiskt forskningsområde under utveckling, där forskningsfronten succesivt betar av viktiga delproblem. Speciellt utvecklingen inom högnivåfusion och integrering mellan informationsfusion och artificiell intelligens är dynamiska områden där mycket forskning återstår för att åstadkomma relevant beslutsstöd inom ramen för ledningssystem.

4 Referenser

- [1] Liggins II, M., Hall, D. och Llinas. J. (2008). *Handbook of Multisensor Data Fusion: Theory and Practice*, CRC Press, Boca Raton, FL.
- [2] Jönsson, L., Neider, G., Schubert, J. och Svensson, P. (1998). Informationsfusion i den taktiska underrättelseprocessen – En informell introduktion till nyckelteknologin för informationsöverlägsenhet, FOA-R--98--00902-505--SE.
- [3] Karasalo, M. och Schubert, J. (2019). HSTOOL for horizon scanning of scientific literature. FOI-R--4760--SE.
- [4] Karasalo, M. och Schubert, J. (2019). Developing horizon scanning methods for the discovery of scientific trends, i *Proc. 15th Int. Conf. Doc. Anal. Recognit. (ICDAR 2019)*, Sydney, Australia, 20–25 september 2019. IEEE, Piscataway, NJ, 2019, pp. 1055–1062. doi:10.1109/ICDAR.2019.00172
- [5] Schubert, J. och Wickenberg Bolin, U. (2021). Cluster management of scientific literature in HSTOOL. FOI-R--5178--SE.
- [6] Schubert, J. och Wickenberg Bolin, U. (2022). Cluster management of scientific literature in HSTOOL, i *Proc. 21th Int. Conf. Mach. Learn. Appl. (ICMLA 2022)*, Nassau, Bahamas, 12–14 december 2022. IEEE, Piscataway, NJ, 2019, pp. 390–395. doi:10.1109/ICMLA55696.2022.00062
- [7] Johansson, R., Tjörnhammar, E., Schubert, J. och Eriksson, G. (2022). Forskningsöversikt: datakomprimering, informationsfusion och dataanalys. FOI-R--5237--SE.
- [8] Brekke, E. F. och Tokle, L.-C. N. (2022). Hypothesis exploration in multiple hypothesis tracking with multiple clusters, i *Proc. 25th Int. Conf. Inf. Fusion (FUSION 2022)*, Linköping, Sverige, 4–7 juli 2022. IEEE, Piscataway, NJ, pp. 1–8. doi:10.23919/FUSION49751.2022.9841311
- [9] Li, J., Battistelli, G., Chisci, L., Wei, P., och Gao, L. (2022). Message passing multitarget tracking with out-of-sequence measurements, i *Proc. 25th Int. Conf. Inf. Fusion (FUSION 2022)*, Linköping, Sverige, 4–7 juli 2022. IEEE, Piscataway, NJ, pp. 1–7. doi:10.23919/FUSION49751.2022.9841339
- [10] Liang, M. och Meyer, F. (2022). Neural enhanced belief propagation for data association in multiobject tracking, i *Proc. 25th Int. Conf. Inf. Fusion (FUSION 2022)*, Linköping, Sverige, 4–7 juli 2022. IEEE, Piscataway, NJ, pp. 1–7. doi:10.23919/FUSION49751.2022.9841258
- [11] Imbiriba, T., Demirkaya, A., Dunik, J., Straka, O., Erdoğan, D. och Closas, P. (2022). Hybrid neural network augmented physics-based models for nonlinear filtering, i *Proc. 25th Int. Conf. Inf. Fusion (FUSION 2022)*, Linköping, Sverige, 4–7 juli 2022. IEEE, Piscataway, NJ, pp. 1–6. doi:10.23919/FUSION49751.2022.9841291
- [12] Tedeschini, B. C., Brambilla, M., Barbieri, L. och Nicolli, M. (2022). Addressing data association by message passing over graph neural networks, i *Proc. 25th Int. Conf. Inf. Fusion (FUSION 2022)*, Linköping, Sverige, 4–7 juli 2022. IEEE, Piscataway, NJ, pp. 1–7. doi:10.23919/FUSION49751.2022.9841233
- [13] Carannante, G., Dera, D., Aminul, O., Bouaynaya, N. och Rasool, G. (2022). Self-assessment and robust anomaly detection with Bayesian deep learning, i *Proc. 25th Int. Conf. Inf. Fusion (FUSION 2022)*, Linköping, Sverige, 4–7 juli 2022. IEEE, Piscataway, NJ, pp. 1–8. doi:10.23919/FUSION49751.2022.9841358
- [14] Malmström, M., Skog, I., Axehill, D. och Gustafsson, F. (2022). Detection of outliers in classification by using quantified uncertainty in neural networks, i *Proc. 25th Int. Conf. Inf. Fusion (FUSION 2022)*, Linköping, Sverige, 4–7 juli 2022. IEEE, Piscataway, NJ, pp. 1–7. doi:10.23919/FUSION49751.2022.9841376

- [15]Hussain, T., Wang, W., Bouaynaya, N., Fathallah-Shaykh, H. och Mihaylova, L. (2022). Deep learning for audio visual emotion recognition, i *Proc. 25th Int. Conf. Inf. Fusion* (FUSION 2022), Linköping, Sverige, 4–7 juli 2022. IEEE, Piscataway, NJ, pp. 1–8. doi:10.23919/FUSION49751.2022.9841342
- [16]Dezert, J. (2022). An effective measure of uncertainty of basic belief assignments, i *Proc. 25th Int. Conf. Inf. Fusion* (FUSION 2022), Linköping, Sverige, 4–7 juli 2022. IEEE, Piscataway, NJ, pp. 1–8. doi:10.23919/FUSION49751.2022.9841273
- [17]Steinberg A. N. (2022). An ontology for multi-level data fusion, i *Proc. 25th Int. Conf. Inf. Fusion* (FUSION 2022), Linköping, Sverige, 4–7 juli 2022. IEEE, Piscataway, NJ, pp. 1–8. doi:10.23919/FUSION49751.2022.9841245
- [18]Incitti, F. och Snidaro L. (2022). Multimodal feature fusion for concreteness estimation, i *Proc. 25th Int. Conf. Inf. Fusion* (FUSION 2022), Linköping, Sverige, 4–7 juli 2022. IEEE, Piscataway, NJ, pp. 1–8. doi:10.23919/FUSION49751.2022.9841390
- [19]Sijs, J. och Fletcher, J. (2022). A robotic knowledge base to model and update real-world information from indoor environments, i *Proc. 25th Int. Conf. Inf. Fusion* (FUSION 2022), Linköping, Sverige, 4–7 juli 2022. IEEE, Piscataway, NJ, pp. 1–8. doi:10.23919/FUSION49751.2022.9841262
- [20]Hermiston K. (2022). Aggregating ordinal confidences, i *Proc. 25th Int. Conf. Inf. Fusion* (FUSION 2022), Linköping, Sverige, 4–7 juli 2022. IEEE, Piscataway, NJ, pp. 1–8. doi:10.23919/FUSION49751.2022.9841360
- [21]Lanckriet, G. R. G., Deng, M., Cristianini, N., Jordan, M. I. och Noble, W. S. (2003). Kernel-based data fusion and its application to protein function prediction in yeast, i *Biocomput. 2004*, pp. 300–311. doi:10.1142/9789812704856_0029
- [22]Gönen, M. och Alpaydm, E. (2011). Multiple kernel learning algorithms, *J. Mach. Learn. Res.* **12**:2211–2268.
- [23]Rebentrost, P., Mohseni, M. och Lloyd, S. (2014). Quantum support vector machine for big data classification, *Phys. Rev. Lett.* **113**:130503. doi:10.1103/PhysRevLett.113.130503
- [24]Kunczik. L. och Tornow, S. (2022). Quantum kernel based data fusion, i *Proc. 25th Int. Conf. Inf. Fusion* (FUSION 2022), Linköping, Sverige, 4–7 juli 2022. IEEE, Piscataway, NJ, pp. 1–7. doi:10.23919/FUSION49751.2022.9841330
- [25]Oakes, B., Richards, D., Barr, J. och Ralph, J. (2022). Double deep Q networks for sensor management in space situational awareness, i *Proc. 25th Int. Conf. Inf. Fusion* (FUSION 2022), Linköping, Sverige, 4–7 juli 2022. IEEE, Piscataway, NJ, pp. 1–6. doi:10.23919/FUSION49751.2022.9841242
- [26]Urli, F., Versini, E. och Snidaro, L. (2022). Fusion of sentence embeddings for news retrieval, i *Proc. 25th Int. Conf. Inf. Fusion* (FUSION 2022), Linköping, Sverige, 4–7 juli 2022. IEEE, Piscataway, NJ, pp. 1–7. doi:10.23919/FUSION49751.2022.9841228
- [27]Kowalski P. och Jousselme, A.-L. (2022). Reasoning with conceptual graphs and evidential networks for multi-entity maritime threat assessment, i *Proc. 25th Int. Conf. Inf. Fusion* (FUSION 2022), Linköping, Sverige, 4–7 juli 2022. IEEE, Piscataway, NJ, pp. 1–8. doi:10.23919/FUSION49751.2022.9841301
- [28]Sowa, J. F. (1984). *Conceptual Structures: Information Processing in Mind and Machine*, Addison-Wesley, Reading, MA.
- [29]Kowalski P. och Martin T. (2019). Embedding uncertainty in conceptual graphs for semantic information fusion, i *Proc. 2019 IEEE Conf. Cogn. Comput. Asp. Situat. Manag.* (CogSIMA 2019), Las Vegas, NV, USA, 8–11 April 2019. IEEE, Piscataway, NJ, pp. 1–8. doi:10.1109/COGSIMA.2019.8724358.

- [30]Laudy, C., Fossier, S. och Dreo, J. (2022). Tackling threatening behavior through a semantic approach, i *Proc. 25th Int. Conf. Inf. Fusion* (FUSION 2022), Linköping, Sverige, 4–7 juli 2022. IEEE, Piscataway, NJ, pp. 1–8. doi:10.23919/FUSION49751.2022.9841333
- [31]Jain, R. P., Brekke, E. och Rasheed, A. (2022). Unsupervised clustering of marine vessel trajectories in historical AIS database, i *Proc. 25th Int. Conf. Inf. Fusion* (FUSION 2022), Linköping, Sverige, 4–7 juli 2022. IEEE, Piscataway, NJ, pp. 1–6. doi:10.23919/FUSION49751.2022.9841274
- [32]Wang, W. och Carreira-Perpinan, M. A. (2010). Manifold blurring mean shift algorithms for manifold denoising, i *Proc. 2010 IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.* IEEE, Piscataway, NJ, pp. 1759–1766. doi:10.1109/CVPR.2010.5539845
- [33]Rao, N. S. V., Ma, C. Y. T. och He, F. (2022). Classification and fusion of two disparate data streams and nuclear dissolutions application, i *Proc. 25th Int. Conf. Inf. Fusion* (FUSION 2022), Linköping, Sverige, 4–7 juli 2022. IEEE, Piscataway, NJ, pp. 1–8. doi:10.23919/FUSION49751.2022.9841260
- [34]Pavlin, G., de Villiers, P., Laskey, K., Mignet, F. och Jansen, L. (2022). Continuous model evaluation and adaptation to distribution shifts: A probabilistic self-supervised approach, i *Proc. 25th Int. Conf. Inf. Fusion* (FUSION 2022), Linköping, Sverige, 4–7 juli 2022. IEEE, Piscataway, NJ, pp. 1–8. doi:10.23919/FUSION49751.2022.9841353
- [35]Triommatis, T., Potapov, I., Rees, G. och Ralph, J. F. (2022). A geometric approach to passive localisation, i *Proc. 25th Int. Conf. Inf. Fusion* (FUSION 2022), Linköping, Sverige, 4–7 juli 2022. IEEE, Piscataway, NJ, pp. 1–8. doi:10.23919/FUSION49751.2022.9841395
- [36]Hörling, P., Jöred, J., Lantz, F., Lindahl, A., Roldan-Prado, R., Schubert, J. (2000). Beslutsstöd på fartyg: Informationsfusion och radarsignalspaning. FOA-R--00-01529-706, 505, 503--SE.
- [37]Richter, S., Bieder, F., Wirges, S., Kinzig, C., och Stiller, C. (2022). Sensor data fusion in top-view grid maps using evidential reasoning with advanced conflict resolution, i *Proc. 25th Int. Conf. Inf. Fusion* (FUSION 2022), Linköping, Sverige, 4–7 juli 2022. IEEE, Piscataway, NJ, pp. 1–7. doi:10.23919/FUSION49751.2022.9841241
- [38]Shafer, G. (1976). *A Mathematical Theory of Evidence*, Princeton University Press, Princeton, NJ.
- [39]Yang, J.-B. och Xu, D.-L. (2013). Evidential reasoning rule for evidence combination, *Artif. Intell.* **205**:1–29. doi:10.1016/j.artint.2013.09.003
- [40]Somero, M., Snidaro, L. och Rogova, G. L. (2022). Evidential decision fusion of deep neural networks for Covid diagnosis, i *Proc. 25th Int. Conf. Inf. Fusion* (FUSION 2022), Linköping, Sverige, 4–7 juli 2022. IEEE, Piscataway, NJ, pp. 1–8. doi:10.23919/FUSION49751.2022.9841382
- [41]Smets, P. (2000). Data fusion in the transferable belief model, i *Proc. 3rd Int. Conf. Inf. Fusion* (FUSION 2000), Paris, France, 10–13 juli 2000. IEEE, Piscataway, NJ, Vol. 1, pp. PS21-PS33, doi:10.1109/IFIC.2000.862713
- [42]Muhammad, G., Hossain, M. S. (2021). COVID-19 and non-COVID-19 classification using multi-layers fusion from lung ultrasound images, *Inf. Fusion* **72**:80–88. doi:10.1016/j.inffus.2021.02.013

FOI är en huvudsakligen uppdragsfinansierad myndighet under Försvarsdepartementet. Kärnverksamheten är forskning, metod- och teknikutveckling till nytta för försvar och säkerhet. Organisationen har cirka 1000 anställda varav ungefär 800 är forskare. Detta gör organisationen till Sveriges största forskningsinstitut. FOI ger kunderna tillgång till ledande expertis inom ett stort antal tillämpningsområden såsom säkerhetspolitiska studier och analyser inom försvar och säkerhet, bedömning av olika typer av hot, system för ledning och hantering av kriser, skydd mot och hantering av farliga ämnen, IT-säkerhet och nya sensorers möjligheter.



FOI
Totalförsvarets forskningsinstitut
164 90 Stockholm

Tel: 08-55 50 30 00
Fax: 08-55 50 31 00

www.foi.se