

# Integration av mobil sensor med navigationsfel i distribuerat sensornätverk

## 1 Inledning

Forskningsprojektet Autonom bevakning studerar distribuerad målföljning från flera mobila och stationära sensorplattformar. Kärnan i distribuerad målföljning är att det inte krävs en central fusionsnod för att generera en gemensam lägesbild. Genom att kommunicera information mellan lokala sensor-noder kan lägesbilden istället genereras distribuerat i varje sensornod. Detta medför framförallt ökad robusthet mot kommunikationsbortfall i nätverk med flera sensorplattformar. Nackdelen är att det behövs mer avancerade algoritmer för att fusionera den kommunicerade informationen på rätt sätt. Görs det korrekt kan negativ påverkan av målföljningsprecisionen bli minimal jämfört med att använda en central fusionsnod. I projektet studeras forskningsfronten och lovande algoritmer studeras för de scenarier som tagits fram tillsammans med projektets styrgrupp.

I projektet beaktas både mobila och stationära sensorplattformar. De stationära sensorplattformarna är placerade på en känd position med god noggrannhet. För mobila sensorplattformar, t.ex. UAV och UGV, är positionen inte känd med lika hög noggrannhet. Oftast beräknas positionen genom att fusionera information från olika navigationssensorer, t.ex. IMU (eng. inertial measurement unit) och GNSS (eng. global navigation satellite system). Denna information innehåller mätfel (mätbrus och drift) vars storlek och karaktär kan variera, främst i telekrisstörda miljöer. Dessa fel introducerar navigationsfel som degraderar den mobila sensorplattformens uppfattning om sin position och orientering. För att fusionera information från en mobil sensorplattform i ett sensornätverk krävs det att navigationsfel minimeras eller uppfattningen om dess storlek och karaktär kommuniceras.

I detta memo presenteras en metod för att integrera sensordata från mobila sensorplattformar med navigationsfel i ett distribuerat sensornätverk, med mål att erhålla kvalitativ målföljning. Metoden är baserad på Gaussian belief propagation (GBP) [1] som inom litteraturen har visat sig vara en effektiv algoritm för att lösa distribuerade estimeringsproblem [2, 3]. Metoden jämförs med en centraliserad algoritm, som anses optimal, för att undersöka hur den presterar i olika fall. Jämförelsen görs genom en simuleringsstudie, som bygger på mängdsimulering enligt Monte Carlo, av ett scenario där navigationsfel och kommunikationsintervall varieras. I scenariot samverkar en stationär sensorplattform med en mobil sensorplattform för att följa ett mål. Resultaten visar att både målföljningen och den mobila sensorplattformens uppfattning om sin egenposition blir bättre med metoden än när navigationsfelen inte hanteras. Vid full kommunikation erhålls optimal målföljningsprestanda. Egenpositioneringen av den mobila sensorplattformen erhåller inte optimal prestanda men bättre sådan än när felen inte hanteras. Skattningen av det förväntade målföljningsfelet motsvarar det uppmätta felet vid hög kommunikationstakt men blir sämre vid lägre takt.

Detta arbete har gjorts inom Försvarsmaktens samlingsbeställning för forskning och teknikutveckling inom Sensorer och signaturanpassning FOI 24 (FoT SoS, AT.9220424).

Titel/Title

Memo nummer/Number

Integration av mobil sensor med navigationsfel i distribuerat sensornätverk FOI Memo 8689

## 2 Metod

Antag ett nätverk av sammankopplade noder där en nod representerar en enskild sensorplattform med tillhörande sensorer. En sensorplattform kan vara stationär eller mobil. Noderna kan kommunicera information mellan sig över något kommunikationsmedium. Varje nod är utrustad med en algoritm för målföljning som genererar en lokal lägesbild med målspar baserat på målobserveringar från de egna sensorerna. Ett mål beskrivs av en tillståndsvektor  $x$ , med tillstånd för position och hastighet. En målobservering  $z$  av ett mål  $x$  vid tiden  $k$  kan beskrivas matematiskt som

$$z_k = h(x_k) + e_k \\ e_k \sim \mathcal{N}(0, R_k)$$

där  $h_k(\cdot)$  är mätfunktionen och  $e_k$  är normalfördelat mätbrus med kovarians  $R_k$ . En plattformens tillstånd vid tiden  $k$  beskrivs av en pose (position och orientering) [4]. En stationär sensorplattform antas ha god uppfattning om sin pose. En mobil sensorplattform antas ha förmågan att estimerar sin pose samt förflyttning givet egna navigationsensorer. Mätfel i dessa sensorer antas vara normalfördelade.

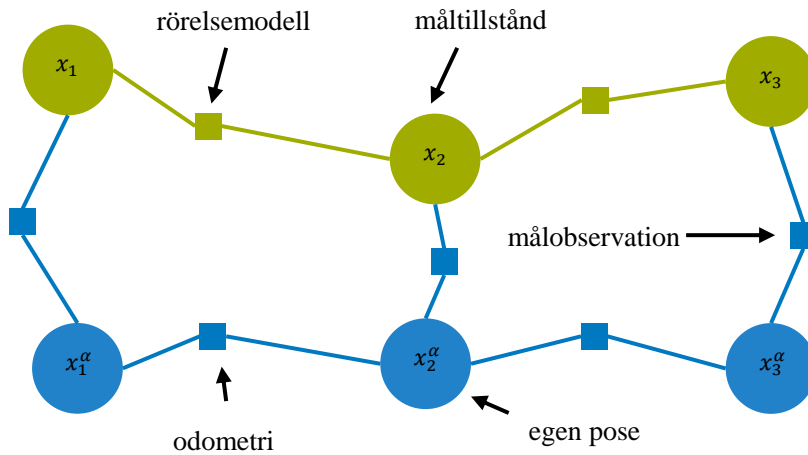
Algoritmen GBP bygger i grunden på belief propagation (BP) [5] som är en algoritm för att beräkna marginalfördelningarna (eng. marginal distribution) för de icke-observerbara variablerna i en simultanfördelning (eng. joint distribution). Detta görs genom att meddelanden kommuniceras lokalt (eng. local message passing) mellan noder i en faktorgraf. En faktorgraf är en grafisk probabilistisk modell för att beskriva en simultanfördelning av flera variabler [6]. Faktorgrafen representeras av en bipartit graf bestående av två nodtyper: variabler och faktorer. En variabel är en av de sökta variablerna och en faktor är en funktion som beskriver relationen mellan dessa variabler. Bågar (eng. edges) i faktorgrafen används för att koppla ihop variabler och faktorer. BP garanterar exakt beräkning av marginalfördelningarna för vissa strukturer av faktorgrafer men i flera tillämpningar, likt denna, är sådana strukturer inte garanterade eftersom återkoppling mellan noder kan existera. Det har visat sig att approximationen loopy belief propagation, där återkoppling är tillåtet, är tillräcklig [7]. För att underlätta beräkningar antas att samtliga variabler och funktioner i faktorgrafen är Gaussiskt fördelade, därav namnet Gaussian belief propagation [1].

I [2] beskrivs hur GBP har använts för distribuerad egenpositionering av robotar i 2-D som samverkar i ett nätverk. Varje robot betraktas som en nod. Den kan mäta sin egenförflyttning samt mäta avstånd och vinkel relativt angränsande robotar. Uppmätta avstånd och vinklar kommuniceras till övriga robotar, vilka nyttjar denna information för att förbättra sin egen pose. I [3] görs förutom lokalisering likt [2], även kalibrering av en monterad kameran i 3-D. Vi utgår från samma tillvägagångssätt men låter istället målsparerna spela en viktigare roll än att endast vara en del av den lokala lägesbilden. Givet att associationen är känd, dvs. att två plattformar är överens om att de observerar samma mål, kan den lokala informationen om målet i varje plattform kommuniceras till övriga plattformar för att förbättra lokaliseringen av målet hos dem samt dess egen uppfattning om sin egen pose.

Titel/Title

Memo nummer/Number

Integration av mobil sensor med navigationsfel i distribuerat sensornätverk FOI Memo 8689



Figur 1 En faktorgraf som representerar en mobil sensorplattform  $x^\alpha$  (blå) samt ett följt mål  $x$  (grön) över tids-serien  $t = 1, 2, 3$ . Variabler representeras av cirklar och faktorer av kvadrater där bågarna mellan dessa illustreras av heldragna linjer. Mellan varje tidssteg adderas en faktor mellan variablerna för att beskriva den egna förflyttningen, odometri, för sensorplattformen samt den förväntade förflyttningen av målet enligt en rörelsemodell. Vid varje tidssteg adderas även en faktor för att beskriva observationen av målet gjord av sensorplattformen.

## 2.1 GBP med kommunikation av målspar

För vår tillämpning behöver problemet representeras som en faktorgraf för att lösa det med GBP. Först beskrivs det lokala fallet för en enskild nod. I Figur 1 illustreras ett exempel där ett observerat mål  $x$  följs under tre tidssteg av sensorplattform  $x^\alpha$ . Utifrån grafrepresentationen kan marginalfördelningarna av måltillstånden  $x_t$  och sensorposerna  $x_t^\alpha$  för  $t = 1, 2, 3$  beräknas med GBP.

I det distribuerade fallet med flera noder behöver den information som ska kommuniceras mellan dem uttryckas i ”faktorform”. Principen är den att informationen om ett målspar paketeras så att den kan inkluderas i varje sensorplattformens egna lokala faktorgraf. På så sätt kan den gemensamma lägesbilden beräknas distribuerat, dvs. i varje sensorplattform. Samtidigt utnyttjas denna information för att förbättra uppfattning om sensorplattformens egen pose. Målsparinformationen paketeras vid en viss tidpunkt som en a priori faktor (eng. prior factor) med den senaste skattningen av måltillståndet (medelvärde och kovarians). En a priori faktor är en faktor som endast kopplar mot en variabel. När en nod publicerar en sådan faktor kan en mottagande nod koppla ihop den med den överensstämmande variabeln i sin lokala faktorgraf, givet att tidpunkten och associationen är känd. På så sätt kan den mottagna informationen fusioneras av den mottagande noden.

Titel/Title

Memo nummer/Number

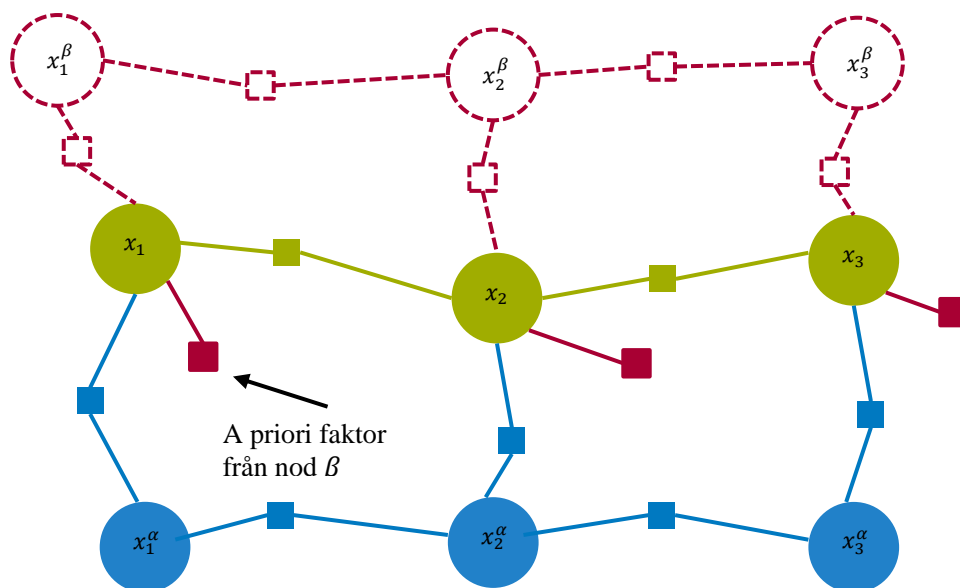
Integration av mobil sensor med navigationsfel i distribuerat sensornätverk FOI Memo 8689

Detta illustreras i Figur 2. I efterföljande tidssteg kan den publicerande noden välja att kommunicera uppdaterad information från de målobserveringar som har gjorts efter senaste publicering. Om en mottagande nod redan har adderat en faktor för just det måltillståndet i sin lokala faktorgraf kan den uppdatera med den nya informationen och på så sätt förbättra uppfattningen om lägesbilden och egen pose. Detta tillvägagångssätt är en approximation: eftersom båda plattformarna kan använda samma rörelsemodell av målet kommer den publicerade informationen inte vara helt oberoende mellan dem. Detta medför att det förväntade felet hos skattningarna är för litet, dvs. inte konsistent.

### 3 Simuleringsstudie

För att utvärdera metoden genomförs en simuleringsstudie, enligt Monte Carlo, där GBP jämförs med en centraliserad metod. Den centraliserade metoden anses vara optimal eftersom att all information samlas i en central fusionsnod. Metoden är faktorbaserad för att efterlikna GBP och beräknar lösningen med hjälp av icke-linjär optimering [8]. Det som utvärderas är det uppmätta samt skattade positioneringsfelet för mål och mobil sensorplattform under olika kommunikationsbetingelser. För det uppmätta positioneringsfelet används RMSE (eng. root mean square error) och för det skattade positioneringsfelet används NEES (eng. normalized estimation error square). Måttet NEES nyttjas för att avgöra om det skattade felet motsvarar det verkliga felet, dvs. om skattningen är konsistent.

För att simulera mätningar för den mobila plattformens navigationssensorer används Sensor Fusion and Tracking Toolbox™, som är ett tillägg till programvaran MATLAB®. Med detta tillägg kan olika typer av navigationssensorer simuleras på ett verklighetstroget sätt. Två typer av IMU simuleras: en med låg respektive en med hög kvalitet tillsammans med GNSS. Simulerad IMU och GNSS fusioneras för att generera navigeringsdata likt ett tröghetsnavigeringssystem (INS, eng. inertial navigation system) med position, hastighet och orientering.



Figur 2 Två faktorgrafer som representerar två sensorplattformar  $x^\alpha$  och  $x^\beta$  (blå och streckad röd) samt ett följt mål  $x$  (grön) över tidsserien  $t = 1, 2, 3$ . Varje nod har egna variabler för målet, men för att spara utrymme har det exkluderats i figuren. Det illustreras hur information från nod  $\beta$  om målet  $x$  adderas till den lokala faktor grafen i nod  $\alpha$  genom en a priori faktor (röd). Den lokala faktor grafen för nod  $\beta$  illustreras med streckade linjer för att markera fokus på den lokala faktor grafen i nod  $\alpha$ .

Titel/Title

Memo nummer/Number

Integration av mobil sensor med navigationsfel i distribuerat sensornätverk FOI Memo 8689

### 3.1 Scenario

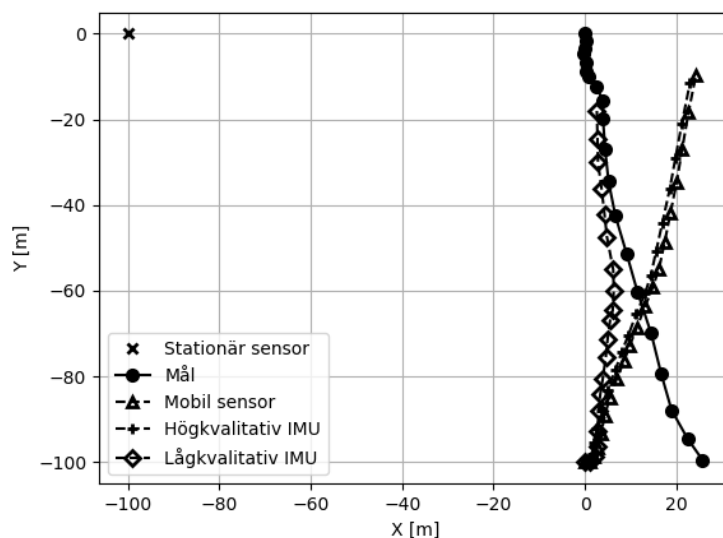
Det scenario som undersöks består av två sensorplattformar som observerar och följer ett rörligt mål. Den ena sensorplattformen är stationär med känd position och den andra är mobil. Den mobila plattformen skattar sin egen pose med hjälp av en GNSS-stöttad INS, vilket medför navigationsfel.

När scenariot startar rör sig målet och den mobila plattformen enligt en slumpmässig trajektorier under 20 sekunder. Under denna tid genereras avstånds- och bäringsmätningar av målet från båda sensorplattformarna en gång per sekund. Utifrån den mobila plattformens trajektorier simuleras INS-data, i form av positions- och orienteringsestimat. Ett exempel på hur ett scenario kan se ut visas i Figur 3. Olika kommunikationsintervall mellan de två sensorplattformarna simuleras för att undersöka hur väl samverkan mellan plattformarna kan kompensera för feltillväxten i en driftande IMU. Totalt 100 unika realiseringar av scenariot genereras för att nyttjas under utvärderingen.

### 3.2 Resultat

För varje testfall presenteras RMSE och NEES för positioneringen av målet och egenpositioneringen av den mobila sensorplattformen. I Figur 4 och Figur 5 presenteras medelpositionsfelen för båda samt egenpositioneringsfel då endast INS-lösningen används. För jämförelse presenteras även resultat med den optimala metoden.

Positionsfelet sjunker tydligt för båda IMU:erna när kommunikationsintervallet minskar. Från 33,8 m till 1,0 m och 6,7 m till 0,9 m för målet med IMU av låg respektive hög kvalitet. Detta kan jämföras med positioneringsfelen 35,5 m och 7,7 m av målet med IMU av låg respektive hög kvalitet för en målföljningsalgoritm utan stöttning av målets position där simulerad INS används som positionslösning för den mobila plattformen. För egenpositioneringen av den mobila sensorplattformen sjunker felet från 5,3 m till 3,2 m och 4,0 till 3,0 m för IMU med låg respektive hög kvalitet.



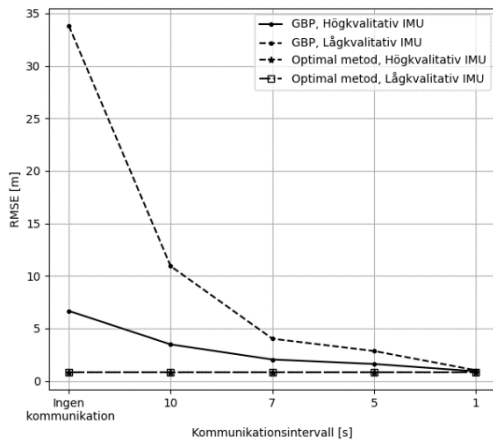
Figur 3 Ett exempel på hur ett scenario kan se ut. Den fasta sensorplattformen representeras av ett kryss och den mobila plattformens sanna trajektorier av trianglar. Plusen och diamanterna representerar positionsskattningen av den mobila plattformen med en INS, där plus representerar en IMU av högre kvalitet och diamant av lägre kvalitet. Målets sanna målspar visas som cirklar med heldragen linje.

Titel/Title

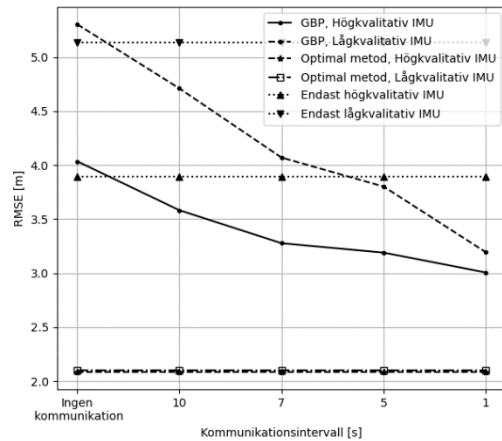
Memo nummer/Number

Integration av mobil sensor med navigationsfel i distribuerat sensornätverk

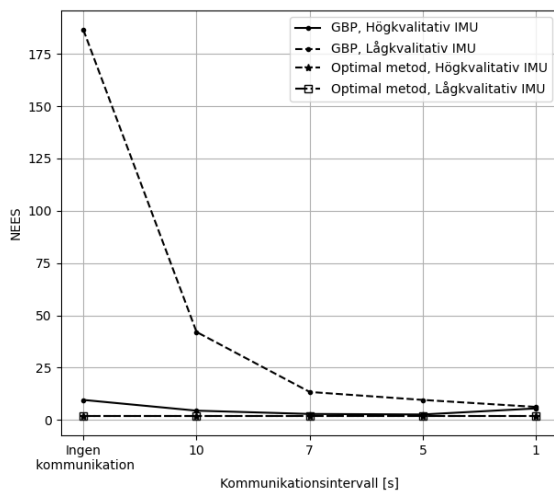
FOI Memo 8689



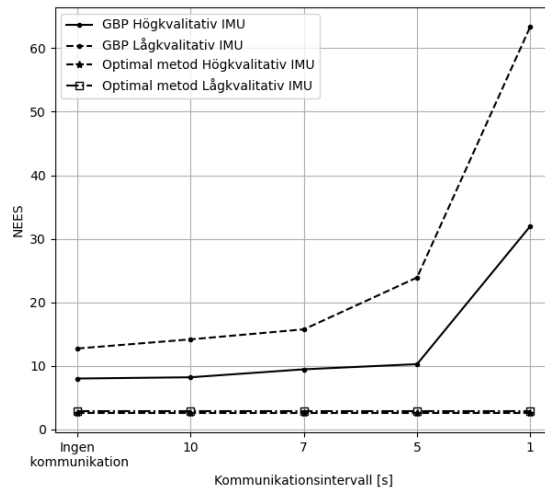
Figur 4 Positioneringsfel av målet som funktion av kommunikationsintervall.



Figur 5 Egenpositioneringsfel av den mobila sensorplattformen som funktion av kommunikationsintervall.



Figur 6 Normaliserat positioneringsfel av målet som funktion av kommunikationsintervall.



Figur 7 Normaliserat egenpositioneringsfel av den mobila sensorplattformen som funktion av kommunikationsintervall.

I Figur 6 Normaliserat positioneringsfel av målet som funktion av kommunikationsintervall. Figur 6 och Figur 7 visar NEES för båda skattningarna. Det normaliserade positioneringsfelet ska vara lägre eller lika med 2,0 för att skattningen av felet inte ska underskrida det uppmätta felet. Med IMU av lägre kvalitet sjunker det tydligt för målet vid tätare kommunikation, från 186,5 ner till 6,2. Skattningen är därmed inte konsistent trots full kommunikation. Med IMU av högre kvalitet befinner sig felet mellan 9,6 och 2,6. Fortfarande inte konsistent men närmre det optimala värdet. För egenpositioneringen av den mobila sensorn ökar det normaliserade egenpositioneringsfelet, från 12,5 till 63,4 och 8,0 till 32,0 för IMU av låg respektive hög kvalitet. Att prestandan att skatta den mobila plattformens egenposition blir sämre vid hög kommunikationstakt kan bero på de linjäriseringar som görs eftersom mätningarna (avstånd och bäring) är icke-linjära samt att kommunicerad information mellan plattformarna inte är helt oberoende, se beskrivning i kapitel 2.1. Med den optimala metoden ligger felet omkring 2,0 för båda typer av IMU, alltså konsistent. Med den optimala metoden pendlar det normaliserade egenpositioneringsfelet för den mobila sensorplattformen mellan 2,9 och 2,6 med IMU av lägre respektive högre kvalitet.

I Bilaga A visas ytterligare resultat för enskilda realiseringar med sanna och skattade positioneringstrajektorier för mål respektive mobil sensorplattform. Dessa kommenteras inte något ytterligare utan kan studeras för att få en visuell översikt hur resultaten blir rent konkret i form av lägesbild i 2-D.

Titel/Title

Memo nummer/Number

Integration av mobil sensor med navigationsfel i distribuerat sensornätverk FOI Memo 8689

## 4 Slutsatser

Resultaten som erhållits med dessa simuleringar är så lovande att vi anser att metoden bör studeras ytterligare. Framst ur prestandaperspektiv och tillämpningsperspektiv. Prestandan att skatta felet är viktigt eftersom i ett ledningssystem kan sådan information spela stor roll för vilken åtgärd som ska beordras. Approximationen med a priori faktorer för att kommunicera information behöver studeras och anpassas för att hantera den beroende informationen från de gemensamma rörelsemodellerna. Ett mindre scenario studerades och det skiljer sig från de scenarier som projektet studerar. Där är den geografiska utbredningen större och antalet stationära och mobila sensorer fler. Alltså behöver sådana frågeställningar studeras djupare för att avgöra hur metoden ska tillämpas effektivt. Förutom de perspektiv som har nämnts ovan är metoden även intressant för andra projekt med frågeställningar kring distribuerad datafusion.

## Referenser

- [1] J. Ortiz, T. Evans och J. A. Davison, "A visual introduction to Gaussian Belief Propagation," *arXiv:2107.02308*, 2021.
- [2] R. Murai, J. Ortiz, S. Saeedi, P. H. J. Kelly och A. J. Davison, "A Robot Web for Distributed Many-Device Localization," *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 40, pp. 121-138, 2024.
- [3] R. Murai, I. Alzugaray, P. H. J. Kelly och A. J. Davison, "Distributed Simultaneous Localisation and Auto-Calibration Using Gaussian Belief Propagation," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 9, nr 3, pp. 2136-2143, 2024.
- [4] J. Solà, J. Deray och D. Atchuthan, "A micro Lie theory for state estimation in robotics," *arXiv:1812.01537v9*, 2018.
- [5] J. Pearl, *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems*, Morgan Kaufmann, 1988.
- [6] A. J. Davison och J. Ortiz, "FutureMapping 2: Gaussian Belief Propagation for Spatial AI," *arXiv:1910.14139v2*, 2019.
- [7] K. P. Murpy och W. J. M. I. Yair, "Loopy belief propagation for approximate inference: an empirical study," i *Proceedings of the Fifteenth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, San Francisco, USA, 1999.
- [8] J. Dong och Z. Lv, "miniSAM: A Flexible Factor Graph Non-linear Least Squares Optimization Framework," *arXiv:1909.00903*, 2019.

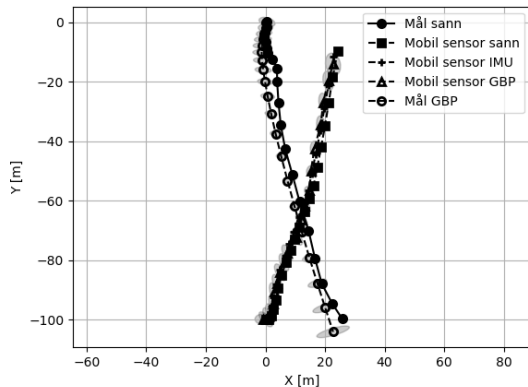
Titel/Title

Memo nummer/Number

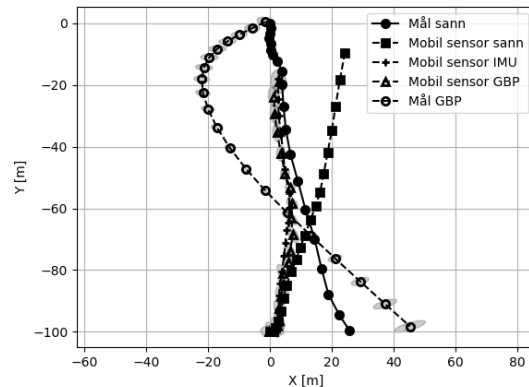
Integration av mobil sensor med navigationsfel i distribuerat sensornätverk FOI Memo 8689

## Bilaga A: Enskilda realiseringar

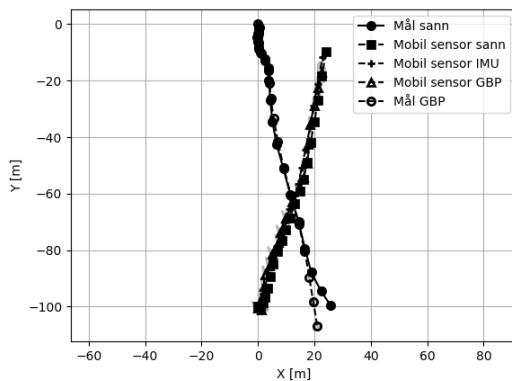
I Figur 8 till Figur 13 nedan visas resultat från enskilda realiseringar med låg- respektive högkvalitativ IMU samt för tre kommunikationsintervall. I figurerna illustreras skattningarna med både medelvärde (svart) och kovarians (grå ellips). Den stationära sensorns position har utelämnats från figurerna för att fokusera på skattningen av målet och den mobila sensorplattformen.



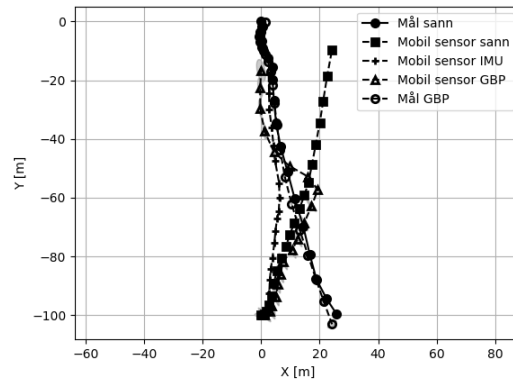
Figur 8 Högkvalitativ IMU utan kommunikation mellan de två sensorplattformarna.



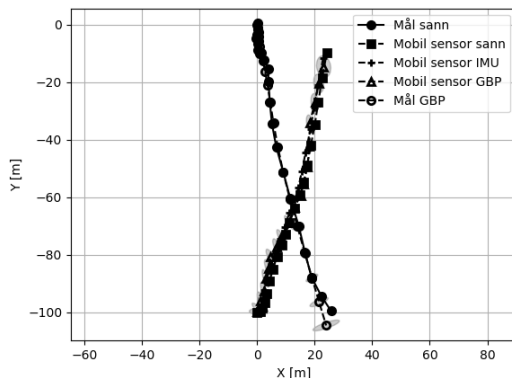
Figur 9 Lågkvalitativ IMU utan kommunikation mellan de två sensorplattformarna.



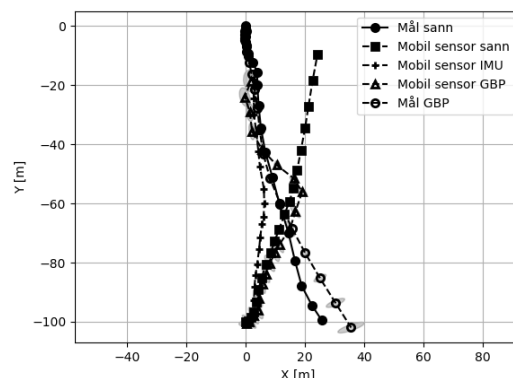
Figur 10 Högkvalitativ IMU med kommunikation mellan de två sensorplattformarna varje sekund.



Figur 11 Lågkvalitativ IMU med kommunikation mellan de två sensorplattformarna varje sekund.



Figur 12 Högkvalitativ IMU med kommunikation mellan de två sensorplattformarna var femte sekund.



Figur 13 Lågkvalitativ IMU med kommunikation mellan de två sensorplattformarna var femte sekund.