

Mot automatiserad gångbedömning med sensorfusion

Sensorsynkronisering och etablering av ground truth för segmentering

Kandidatarbete i Medicinteknik

Frida Florén, Mustafa Ibrahim, Lina Norresjö,
Vincent Sahlström, Abdulkatir Ukash, Rebecca Zetterlund

Institutionen för Elektroteknik

CHALMERS TEKNISKA HÖGSKOLA

Göteborg, Sverige 2026

www.chalmers.se

KANDIDATARBETE 2026

Mot automatisera gångbedömning med sensorfusion

Sensorsynkronisering och etablering av ground truth för segmentering

Frida Florén
Mustafa Ibrahim
Lina Norresjö
Vincent Sahlström
Abdulkatir Ukash
Rebecca Zetterlund



CHALMERS
UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

Institutionen för Elektroteknik
Signalbehandling och Medicinteknik
CHALMERS TEKNISKA HÖGSKOLA
Göteborg, Sverige 2026

Mot automatiserad gångbedömning med sensorfusion
Sensorsynkronisering och etablering av ground truth för segmentering

Frida Florén
Mustafa Ibrahim
Lina Norresjö
Vincent Sahlström
Abdulkatir Ukash
Rebecca Zetterlund

© Frida Florén, 2026.
© Mustafa Ibrahim, 2026.
© Lina Norresjö, 2026.
© Vincent Sahlström, 2026.
© Abdulkatir Ukash, 2026.
© Rebecca Zetterlund, 2026.

Handledare: Xuezhi Zeng (Institutionen för Elektroteknik, Chalmers Tekniska Högskola) & Gunilla Kjellby Wendt (Verksamhet Arbetsterapi och Fysioterapi, Sahlgrenska Universitetssjukhuset)
Examinator: Andreas Fhager, Institutionen för Elektroteknik, Chalmers Tekniska Högskola

Kandidatarbete 2026
Institutionen för Elektroteknik
Signalbehandling och Medicinteknik
Chalmers Tekniska Högskola
SE-412 96 Göteborg
Sverige
Telefon +46 31 772 1000

Omslag: Illustrering av mätuppställning med använda system.

Förord

Gruppen vill rikta ett stort tack till våra handledare, Xuezhi Zeng och Gunilla Kjellby Wendt, som väglett oss genom projektet och alltid gett snabb återkoppling. Ni har lärt oss otroligt mycket under projektets gång och gett oss värdefulla insikter.

Vi vill även rikta ett tack till Shaochen Xu som hjälpt oss under projektets gång. Slutligen vill vi även tacka familj och vänner som har stöttat oss under hela projektet.

Frida, Mustafa, Lina, Vincent, Abdulkatir, Rebecca – maj 2026

BACHELOR'S THESIS 2026

Towards Automated Gait Assessment with Sensor Fusion

Sensor Synchronization and Establishment of Ground Truth for Segmentation

Frida Florén
Mustafa Ibrahim
Lina Norresjö
Vincent Sahlström
Abdulkatir Ukash
Rebecca Zetterlund

Department of Electrical Engineering
Chalmers University of Technology

Abstract

Today, the Timed Up and Go (TUG) test is commonly used in clinical settings to assess balance and gait function in older adults. The assessment is predominantly based on visual observations, with only the total completion time being quantified. This provides a limited picture of the patient's movement ability and makes it difficult to monitor and identify subtle changes in mobility function. With the help of sensor technologies, it is possible to obtain more objective and detailed insights into individuals' balance and gait function, thereby enabling more evidence-based rehabilitation interventions.

This bachelor's thesis constitutes the first step towards sensor fusion-based TUG test segmentation by addressing several critical aspects of the methodology. A measurement campaign was conducted to collect data from recruited participants using multiple sensors, and methods were developed for sensor synchronization and the establishment of ground truth for segmentation.

The obtained results are very promising, and the performed work contributes to the future development of sensor fusion-based methods for automated TUG test analysis.

Sammandrag

Idag används Timed Up and Go (TUG)-testet ofta för att bedöma balans- och gångförmåga hos äldre. Bedömningen bygger på visuella observationer där endast den totala testtiden registreras. Detta kan ge en begränsad bild av patientens rörelseförmåga och försvårar identifieringen av vilka delmoment som behöver förbättras. Med hjälp av sensorteknik går det att få mer objektiva och detaljerade insikter om personers balans- och gångfunktion.

Detta kandidatarbete utgör ett första steg mot en sensorfusionbaserad metod för automatisering av TUG-testet. Arbetet fokuserade på tre områden: datainsamling, synkronisering mellan radar- och IMU-sensorer samt etablering av ground truth baserad på Motion Capture (MoCap)-data. Data samlades in med samtliga system från gruppmedlemmar, handledare samt frivilliga forskningspersoner som utförde TUG-testet. Vidare utvecklades en metod för tidsmässig synkronisering av sensorsignalerna, samt en automatiserad segmenteringsalgoritm för att identifiera TUG-testets olika delmoment utifrån MoCap-data.

Resultaten visade att den signalbaserade metoden fungerade väl för tidsmässig synkronisering mellan IMU- och radarsensorerna, vilket är avgörande för fusion av data från dessa två typer av sensorer. Den automatiserade segmenteringsmetoden uppvisade en felnivå som var jämförbar med variationen mellan manuella annoteringar. Detta tyder på att metoden kan användas som referens vid framtida utveckling och validering av sensorfusionbaserade system för förbättrad fallriskbedömning och individanpassad rehabilitering.

Beteckningar

Nedan följer en lista med beteckningar och förkortningar som används i denna rapport, listade i alfabetisk ordning:

FMCW	Frequency-Modulated Continuous-Wave
IMU	Inertial Measurement Unit
MAE	Medelabsolutfel
MoCap	Motion Capture
MV	Manuell variation
SD	Standardavvikelse
TUG-test	Timed Up and Go-test

Innehåll

Beteckningar	vi
1 Inledning	1
1.1 Bakgrund	1
1.2 State of the art	2
1.3 Syfte och Mål	2
1.4 Avgränsningar	3
2 Teori	4
2.1 Klinisk Gånganalys	4
2.1.1 Timed Up and Go-test	4
2.2 Motion Capture-system	5
2.3 Radarteknik	6
2.3.1 FMCW-radar och hastighetsmätning	7
2.4 Inertial Measurement Unit-sensorer	8
2.5 Synkronisering	9
2.5.1 Eventbaserad synkronisering	9
2.5.2 Signalbaserad synkronisering	9
3 Metod	10
3.1 Användning av Motion Capture-system	10
3.2 Användning av radarenhet	11
3.3 Användning av IMU-sensorer	13
3.4 Genomförande av tester	14
3.4.1 Mätuppställning	15
3.4.2 Tester på gruppmedlemmar	15
3.4.3 Tester med ålderssimuleringsdräkt	16
3.4.4 Tester på forskningspersoner	17
3.5 Segmentering av MoCap-data	17
3.5.1 Identifiering av uppresning från stol	19
3.5.2 Identifiering av första vändningen	19
3.5.3 Identifiering av andra vändningen	20
3.5.4 Identifiering av nedsittning på stol	21
3.5.5 Tröskelvärden	22

3.6	Synkronisering av radar och IMU	23
3.6.1	Eventbaserad synkronisering med vändning	23
3.6.2	Signalbaserad synkronisering med korskorrelation	24
3.7	Utvärderingsmått	26
4	Resultat	27
4.1	Segmentering av MoCap-data från tester med äldredräkt	27
4.1.1	Relativt mätfel	28
4.1.2	Överensstämmelse mellan algoritm och manuell referens	29
4.2	Segmentering av MoCap-data från tester på forskningspersoner	30
4.2.1	Relativt mätfel	31
4.2.2	Överensstämmelse mellan algoritm och manuell referens	32
4.3	Synkronisering av radar och IMU	33
5	Diskussion	34
5.1	Analys av segmenteringsmetod, referensdata och resultat	34
5.2	Analys av synkronisering av radar och IMU	36
5.3	Begränsningar	37
5.4	Felkällor	37
5.5	Framtida forskning	38
6	Slutsats	39
	Litteraturförteckning	40
A	Appendix	I
A.1	Resultattabell för tester med äldredräkt	I
A.2	Resultattabell för forskningspersoner	II
A.3	Tidsfördröjningar enligt olika metoder för synkronisering	II
A.4	Exempel på två typer av vändningsmönster	III

1

Inledning

I följande avsnitt presenteras arbetets bakgrund, övergripande syfte och huvudsakliga mål samt de avgränsningar som gjorts. Centrala begrepp såsom gångtest och gånganalys introduceras översiktligt, liksom hur radar och andra sensorer kan användas för utvärdering av gång- och balansförmåga inom vården.

1.1 Bakgrund

Balans och gång är en central del i ett flertal vardagliga aktiviteter. För att kunna förflytta sig mellan olika platser och positioner är balans och gång en viktig del för god livskvalitet hos äldre [1]. Det finns olika orsaker till att rörelseförmågan försämras såsom ålder, neuromuskulära sjukdomar, tidigare olyckor eller operation [2]. Nedsatt gång- och balansförmåga leder till ökad fallrisk vilket i sin tur kan leda till allvarliga fysiska och psykiska konsekvenser. Fallolyckor är den främsta dödsorsaken vid olyckor för personer över 70 år [3]. Efterföljande skador till följd av fall skapar ökade sjukvårdskostnader och belastning på sjukvården. Detta i kombination med en växande andel äldre befolkning i världen [4] gör att förmågan att kunna prediktera fall och individanpassa rehabiliteringen blir ännu viktigare.

Forskning visar att rehabilitering ger bättre effekt om den anpassas efter individens nedsatta funktion, jämfört med generella program [5]. En viktig del av rehabiliteringen är därför att kartlägga personens funktion. För patienter med gång- och balanssvårigheter görs detta ofta med hjälp av olika gångtester, där *Timed Up and Go* (TUG) är ett av de vanligaste [1]. Testet utförs genom att en person reser sig från en stol, går tre meter till en markering, vänder sig 180 grader, går tillbaka och sätter sig igen. Hela förloppet mäts i sekunder och utifrån det jämförs den totala tiden med referensvärden för att bedöma om det finns en förhöjd fallrisk [6].

Idag bedöms TUG-testet utifrån vårdpersonalens visuella observationer [7]. Detta medför problem då bedömningen är subjektiv och ställer höga krav på personalens erfarenhet. Dessutom sparas endast den totala tiden av TUG-testet och därmed saknas detaljerad data. Detta kan medföra att åtgärder och insatser inte anpassas efter patientens behov. Exempelvis kan två patienter få samma sluttid men ha problem med olika delar av testet, vilket hade ändrat deras rehabiliteringsupplägg.

Med hjälp av sensorteknik kan man få mer tillförlitliga och detaljerade insikter om en patients balans- och gångfunktion. De objektiva data som erhålls kan komplettera den visuella analysen och möjliggöra mer individanpassade insatser. Avsikten är att stödja, snarare än att ersätta, vårdpersonalens expertis genom att identifiera nyanser i rörelsemönstret som är svåra att se visuellt.

1.2 State of the art

I dagsläget utgör så kallade Motion Capture (MoCap)-system guldstandarden inom rörelseanalys. Detta system är dock mycket dyrt och användningen är begränsad till labbmiljöer [8]. På senare tid har alternativa tekniker till MoCap undersökts. Dessa tekniker delas huvudsakligen in i två grupper: bärbara och icke-bärbara system [1]. En variant av de icke-bärbara systemen som har visat lovande resultat för gång- och rörelseanalys är radartekniken. Radarn utnyttjar reflektion av elektromagnetiska vågor för att mäta gångparametrar som gånghastighet och stegtid [9]. Tidigare arbeten har dock visat att tekniken har brister när det gäller att urskilja vändningsmomenten under ett TUG-test [10]. Bärbara system, såsom Inertial Measurement Units (IMU), är mycket effektiva för bland annat rotationsmätning. Denna typ av sensor består vanligtvis av en accelerometer, ett gyroskop och en magnetometer, vilka tillsammans kan mäta rörelser i tre dimensioner. Studier visar att IMU-sensorer placerade på underkroppen kan vara ett starkt alternativ till guldstandarden vid gånganalyser [8], [11]. Dock medför användningen av bärbara sensorer i praktiken flera potentiella problem, framför allt vad gäller stabil placering under testet samt påverkan på naturligt gångmönster. Genom att kombinera radar- och IMU-sensorteknik skulle man kunna erhålla mer tillförlitliga mätningar med minimalt behov av bärbara enheter.

1.3 Syfte och Mål

För att utveckla och utvärdera en sensorfusionsalgoritm som effektivt kan kombinera data från radar- och IMU-sensorer behöver två huvudsakliga frågor hanteras. Den ena är en robust synkronisering mellan radarsensorn och IMU:erna för integrering av information från olika moment. Den andra är etableringen av ground truth. Eftersom MoCap-systemet utgör guldstandard för rörelsemätningar är det rimligt att använda MoCap-data som referens.

Syftet med detta arbete är att hantera dessa två frågor samt att samla in data för att bana väg för utvecklingen av en sensorfusionsalgoritm. Målet är att utveckla metoder för sensorsynkronisering samt automatisk identifiering av olika moment i TUG-testet baserat på MoCap-data.

Utifrån denna problematik, och i enlighet med projektets syfte, har följande frågeställningar formulerats:

- Hur väl överensstämmer den automatiserade segmenteringen av TUG-testets delmoment, baserad på MoCap-data, med manuell videoannotering?
- Är den framtagna segmenteringsmetoden tillräckligt robust för att kunna användas som referens (ground truth) vid framtida metodvalidering av andra sensortyper?
- Hur kan datasignaler från oberoende radar- och IMU-sensorer synkroniseras för att uppnå den tidsmässiga precision som krävs för en tillförlitlig sensorfusion och segmentering av TUG-testet?

Detta arbete ingår i ett större forskningsprojekt som syftar till att förbättra fallriskbedömning och individanpassad rehabilitering i klinisk miljö med sensorteknik.

1.4 Avgränsningar

För att projektet ska kunna genomföras under de givna förutsättningar har det avgränsats på flera ingående delar. Kandidatarbetet omfattar 15 högskolepoäng vilket skapar en tydlig tidsram som avgränsningarna främst baseras på. Utöver tidsramen baseras avgränsningarna på de resurser som finns att tillgå samt uppsatta ramar för projektet.

Projektet är en del av ett större forskningsprojekt där fokus är att utveckla tekniken och inte en klinisk studie. Detta medför att datainsamlingen och testerna genomförs av friska frivilliga forskningspersoner. Personerna som utför testerna består dels av gruppmedlemmarna i projektet som är 20-åriga studenter utan balanssvårigheter, gruppens handledare, samt 16 frivilliga forskningspersoner som tillhör en äldre åldersgrupp än gruppmedlemmarna. Forskningspersonerna är anställda på Chalmers Tekniska Högskola. Denna datainsamling och avgränsning är godkända av Etikprövningsmyndigheten, där ärendet har diarienummer 2024-01717-01.

Analysen av den insamlade data görs inte i realtid, utan samlas in och bearbetades i efterhand. Detta på grund av tidsbegränsningen och att fokus under projektet ligger på synkronisering och segmentering och inte realtidshantering av data. I linje med detta omfattar projektet inte utveckling av själva algoritmerna för sensorfusion. Arbetet är istället strikt avgränsat till att skapa de tekniska förutsättningarna och förberedelserna för framtida sensorfusion. Genom att etablera robust synkronisering och tillförlitlig ground truth läggs grunden för utveckling och utvärdering av en sensorfusionsmetod som integrerar data från de olika sensorerna.

2

Teori

I följande avsnitt kommer den bakomliggande teorin för de ingående delarna av projektet presenteras. Detta inkluderar beskrivning av centrala koncept och av de hårdvaror som används under projektets gång.

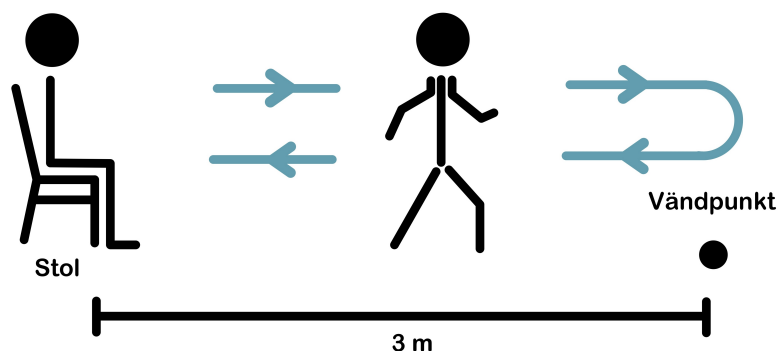
2.1 Klinisk Gånganalys

Gång är en grundläggande fysisk funktion som gör det möjligt för människor att förflytta sig från en plats till en annan. Den har alltid varit central för människans rörelseförmåga och självständighet [12]. Klinisk gånganalys är en undersökningsmetod som används för att mäta, studera och utvärdera hur en person rör sig vid gång. Syftet är att identifiera avvikelser i gångmönstret, förstå orsaker till funktionsvariationer samt optimera rehabilitering och hjälpmedel [13].

2.1.1 Timed Up and Go-test

I dagsläget identifieras patienter med förhöjd fallrisk ofta med hjälp av ett av de vanligaste standardiserade kliniska funktionstesterna: TUG-testet [14]. Testet används inom vård och rehabilitering för att bedöma rörlighet, balans och funktionell förflyttningsförmåga, framförallt hos individer med nedsatt gångförmåga [15]. Det finns referensvärden indelat på ålder och kön för att bedöma normal funktion. Testet har visat sig reliabelt vad gäller att predicera risk för fall [16].

TUG-testet genomförs genom att patienten inledningsvis sitter på en stol med armstöd (45-46 cm i sitthöjd) [6]. På given signal reser sig patienten, går tre meter fram till en markerad punkt, vänder sig om, går tillbaka till stolen och sätter sig igen, se figur 2.1. Tiden mäts från det att fysioterapeuten ger en startsignal till dess att personen åter sitter korrekt på stolen. Resultatet uttrycks i sekunder, där kortare tider indikerar bättre funktionell rörlighet. En uppmätt tid under 10 sekunder indikerar normal rörlighet, 11–20 sekunder innebär självständighet i förflyttning, 21–29 sekunder är en gråzon och en uppmätt tid längre än 30 sekunder indikerar begränsad rörlighet och hög fallrisk [6].



Figur 2.1: TUG-test är ett standardiserat test för balansbedömning hos äldre eller sjuka. Personen ställer sig upp från sittande, går fram och tillbaka på en 3 meters sträcka och därefter sätter sig igen.

Testet är enkelt att genomföra och kräver begränsad utrustning i form av en stol, ett stoppur samt en markör (vändpunkten). Tack vare sin enkelhet och tidseffektivitet används TUG-testet i stor utsträckning inom äldreomsorg och rehabilitering [6].

Även om endast den totala tidsåtgången mäts objektivt, observerar en fysioterapeut under testets gång kontinuerligt flera kvalitativa parametrar, såsom balans vid vändning, uppresningsteknik, steglängd och stegbredd. Dessa nyanserade rörelsemönster registreras eller kvantifieras sällan i dagens praxis, men spelar en avgörande roll i en helhetsbedömning för att bedöma fallrisk och utforma individanpassad rehabilitering [15]. Därför utgör objektiv mätning av dessa detaljerade moment ett naturligt steg mot en mer reliabel och evidensbaserad bedömning och utvärdering.

2.2 Motion Capture-system

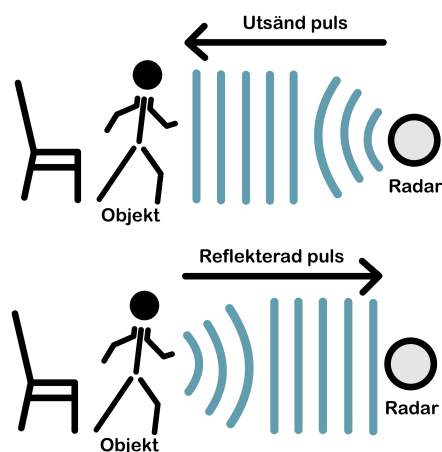
MoCap betraktas generellt som en guldstandard för rörelseanalys [8]. Det är ett välutvecklat system som med mycket hög precision registrerar människors rörelser [17]. Tekniken är idag mest känd för sin användning inom film-, spel- och försvarsindustrin men tillämpas även inom sjukvårdens forskning [17]. Tack vare systemets höga noggrannhet är det en optimal referensmetod (ground truth) vid utvärdering och validering av alternativa, mer kliniskt anpassade rörelseanalysmetoder.

MoCap registrerar kroppens rörelser i realtid med hjälp av infraröda kameror och retroreflekterande markörer som fästs på förutbestämda anatomiska punkter [18]. Kamerorna sänder ut infrarött ljus som markörerna reflekterar direkt tillbaka till kameranlinsen. Eftersom flera kameror i rummet registrerar dessa ljuspunkter från olika vinklar samtidigt, kan systemets mjukvara använda triangulering för att löpande beräkna markörernas tredimensionella koordinater. Till skillnad från statiska bildskärmsundersökningar, såsom röntgen, möjliggör MoCap därmed en dynamisk analys av ledvinklar och gångmönster. Detta gör det möjligt att identifiera funktionella avvikelser som enbart framträder i rörelse [19].

Den primära styrkan med MoCap inom sjukvården är systemets överlägsna mätprecision och förmåga att leverera realtidsåterkoppling. Detta utgör ett värdefullt och objektivt beslutsstöd vid både diagnostik och rehabilitering [19], [20]. Den främsta begränsningen är däremot att tekniken är mycket kostnadskrävande och förutsätter dedikerade, utrymmeskrävande laboriemiljöer. Dessa faktorer utgör i dagsläget ett betydande hinder för en bredare, mer allmän klinisk implementering [8].

2.3 Radarteknik

Radarteknik (*Radio Detection and Ranging*) är en elektromagnetisk metod som används för att detektera objekt samt bestämma deras position och hastighet. Tekniken bygger på att systemet skickar ut elektromagnetiska vågor i omgivningen och sedan mäter den reflekterade signalen från de objekt som vågorna träffar [21], se figur 2.2. Radarsystemet kan därmed upptäcka, lokalisera och spåra i princip alla fysiska objekt som befinner sig i dess räckvidd. Det frekvensområde som vanligtvis används sträcker sig från 400 MHz till 40 GHz [21].



Figur 2.2: Radarteknik kan detektera avstånd och hastighet genom att skicka ut elektromagnetiska vågor i omgivningen och mäta den reflekterade signalen. Detta kan utnyttjas för att mäta en persons rörelser under ett TUG-test.

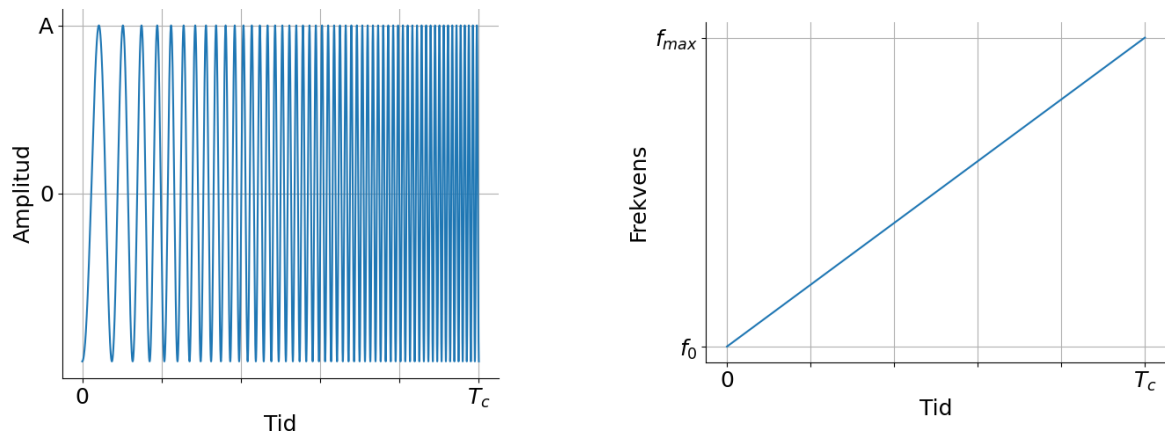
Genom att utnyttja vågornas egenskaper kan avståndet d till ett objekt beräknas enligt ekvation 2.1

$$d = \frac{ct}{2} \quad (2.1)$$

där c är ljusets hastighet i vakuum och t är den totala tiden det tar för radarsignalen att nå objektet och reflekteras tillbaka. Divisionen med två görs för att kompensera för signalens tur- och returresa.

2.3.1 FMCW-radar och hastighetsmätning

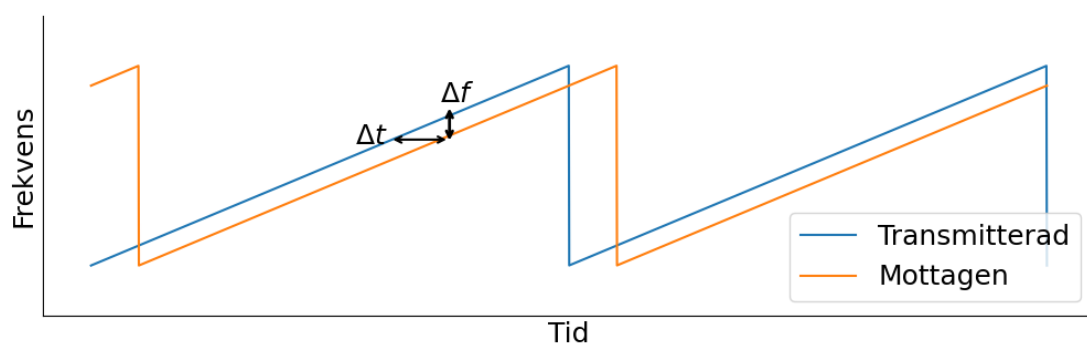
I detta projekt används en Frequency-Modulated Continuous-Wave-radar (FMCW-radar). Till skillnad från en traditionell Continuous-Wave-radar (CW-radar) skickar den ut en signal där frekvensen ökar linjärt i så kallade *chirps* [10], se figur 2.3. När signalen reflekteras från ett objekt jämför radarn den mottagna signalen med den ursprungliga, se figur 2.4.



(a) I en chirp är amplituden konstant, men frekvensen ökar linjärt.

(b) I en chirp ökar frekvensen inom en bestämd bandbredd, från minsta frekvens f_0 till f_{max}

Figur 2.3: I en chirp ökar frekvensen linjärt inom en bestämd bandbredd. A är amplituden på signalen, bandbredden är skillnaden mellan f_0 och f_{max} , vilket är spannet av frekvenser som används. T_c är längden på varje chirp i sekunder.



Figur 2.4: Den mottagna signalen liknar den transmitterade signalen med en tids-skift.

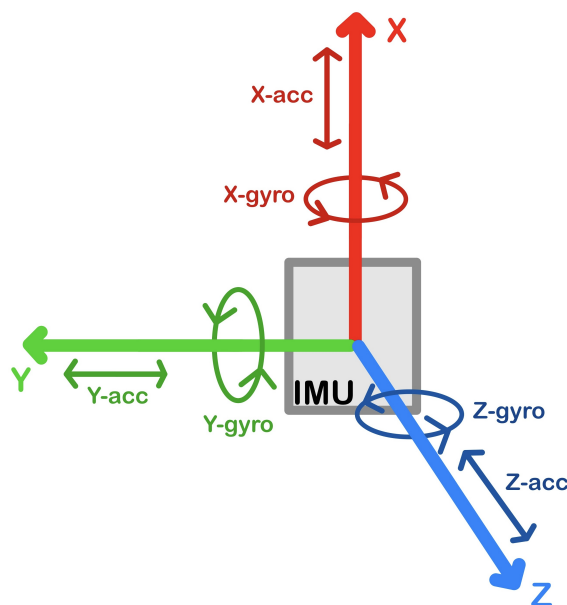
Fördelen med FMCW-teknik är att den mäter både avstånd och hastighet. När ett mätobjekt rör sig inom radarns mätområde ändras tidsfördröjningen mellan varje

chirp [10], som visas i figur 2.4. Genom att analysera de mottagna signalerna i relation till de utsända signalerna kan mätobjektets avstånd till radarsensorn samt dess hastighet bestämmas över tid. För ett rörligt objekt med små lokala rörelser kan hastigheten hos de olika rörelsekomponenterna mätas. Möjligheten att extrahera denna typ av dynamisk rörelsedata är central för balans- och gånganalys.

2.4 Inertial Measurement Unit-sensorer

En IMU-sensor är en mätenhet som kombinerar accelerometer, gyroskop och magnetometer för att kontinuerligt mäta acceleration respektive rotation. IMU-sensorerna som används i detta projekt har en treaxial accelerometer och gyroskop samt en magnetometer. Detta gör det möjligt att med hög precision registrera ett mätobjekts dynamiska rörelse i rummets alla tre dimensioner [22], vilket illustreras i figur 2.5. Tekniken är idag väletablerad och används inom en rad olika sektorer, från fordonsindustri och rymdnavigation till mobiltelefoner och medicinteknik [23].

Vid klinisk gånganalys och specifikt under ett TUG-test kan IMU-sensorer vara särskilt värdefulla. Genom att fästa en eller flera IMU-sensorer på patienten kan testets olika faser registreras med hög objektivitet. Accelerometern är effektiv för att identifiera linjära rörelser, såsom uppresning och nedsättning, samt stötarna vid fotisättning under gång. Gyroskopet är i sin tur optimalt för att mäta vinkelhastigheten runt kroppens vertikalexel, vilket gör det möjligt att identifiera när och hur snabbt patienten utför 180°-vändningen. Tillsammans ger denna data en detaljerad bild av patientens rörelsemönster som är svår att fånga med blotta ögat.



Figur 2.5: IMU-sensorer har en treaxial accelerometer samt ett treaxialt gyroskop för att mäta acceleration och rotation i x -, y - samt z -riktningar.

2.5 Synkronisering

Multimodal synkronisering innebär att tidsmässigt sammanlänka mätdata från oberoende system. Då systemen drivs av separata interna klockor och opererar med skilda samplingsfrekvenser krävs matematiska synkroniseringsmetoder. Dessa appliceras för att estimeras och korrigera tidsförskjutningar samt variationer i tidsupplösning mellan de inspelade signalerna. Synkroniseringsmetoder kan vanligtvis delas in i två huvudkategorier: eventbaserade och signalbaserade metoder.

2.5.1 Eventbaserad synkronisering

Metoden bygger på identifiering av en distinkt fysisk rörelse som antingen utförs medvetet eller förekommer som en naturlig del av testet, som registreras parallellt av samtliga sensorer [24]. Exempelvis kan en medveten spark införas innan TUG-testet [10]. Genom att identifiera de utmärkande amplitudtoppar eller passerade tröskelvärden som rörelsen skapar i respektive signal, kan systemens inbördes tidsförskjutning beräknas och korrigeras.

2.5.2 Signalbaserad synkronisering

Signalbaserad synkronisering utnyttjar korskorrelation för att mäta den statistiska likheten mellan två signaler över tid. Korrelationen mellan två signaler, f och g , kan beskrivas för alla möjliga tidsfördröjningar τ med ekvation 2.2 [25]. Det högsta värdet för τ , som ges av ekvation 2.3, ger då den tidsfördröjning som ger högst korrelation mellan signalerna f och g . Denna tidsfördröjning τ kan då antas vara den verkliga fördröjningen mellan signalernas startpunkt och kan då användas för att justera signalernas tidsaxlar.

$$(f * g)(t) \stackrel{\text{def}}{=} \int_{-\infty}^{\infty} f(\tau) g(t + \tau) d\tau \quad (2.2)$$

$$\tau = \arg \max_t (f * g)(t) \quad (2.3)$$

3

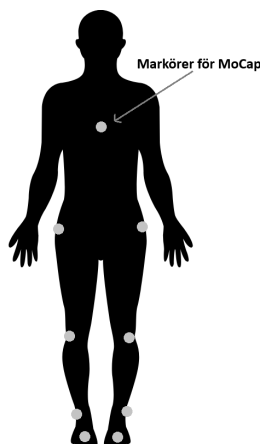
Metod

I följande avsnitt presenteras metoden som användes vid genomförande av testerna samt hur den insamlade data efterbehandlades. Beskrivning av testuppställningen, sensorernas placering samt hur den ingående hårdvaran användes och konfigurerades presenteras även.

3.1 Användning av Motion Capture-system

I detta projekt användes ett MoCap-system från Qualisys med kameramodellen Arqus. Uppsättningen bestod av totalt nio kameror, varav åtta var infraröda kameror och en var en konventionell videokamera.

För att systemet skulle kunna spåra rörelserna fästes passiva, högreflekterande markörer på den person som genomförde TUG-testet. Markörernas placering valdes utifrån de leder och kroppsdelar som är mest aktiva under testets olika moment. Nio stycken markörer placerades enligt följande; två på fötterna, två på anklarna, två på knäna och två på höfterna, samt en enskild markör på bröstkorgen, se figur 3.1.



Figur 3.1: Illustration av MoCap-markörernas placering under samtliga TUG-test.

Inför varje mätningstillfälle kalibrerades systemet med hjälp av Qualisys tillhörande kalibreringsverktyg. Utrustningen bestod av en T-formad kolfiberstav (wand) med två markörer, samt en L-formad referensram med fyra markörer, se figur 3.2. L-ramen användes för att definiera mätvolymens koordinatsystem och dess nollpunkt (origo). Ramen placerades centralt på golvet där samtliga kameror hade fri sikt till alla fyra markörer. L-ramens position markerades fysiskt för att säkerställa ett konsekvent koordinatsystem under samtliga mättillfällen. Kalibreringen genomfördes genom att kolfiberstaven sveptes genom rummet, vilket lät systemet beräkna markörernas positioner och definiera mätvolymen. För att minimera brus i mätningarna identifierades och avlägsnades även andra oönskade reflekterande föremål från inspelningsytan före kalibrering.

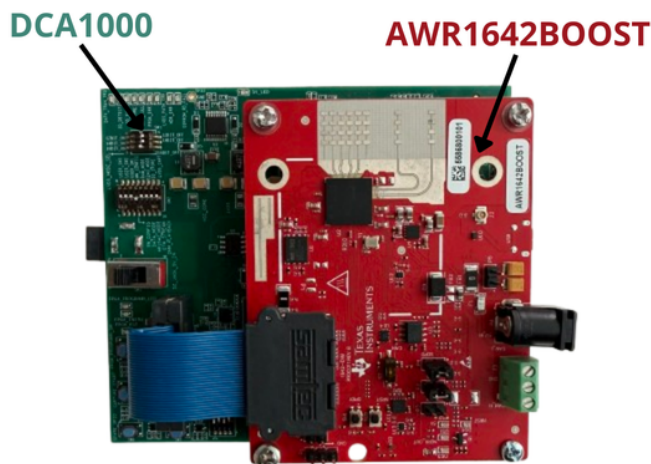
All rörelsedata från TUG-testerna registrerades via Qualisys egen mjukvara och exporterades därefter i tsv-filer för vidare analys.



Figur 3.2: Kalibreringsverktyg för MoCap systemet. En kolfiberstav (till vänster) med två markörer samt en L-ram (till höger) med totalt fyra markörer.

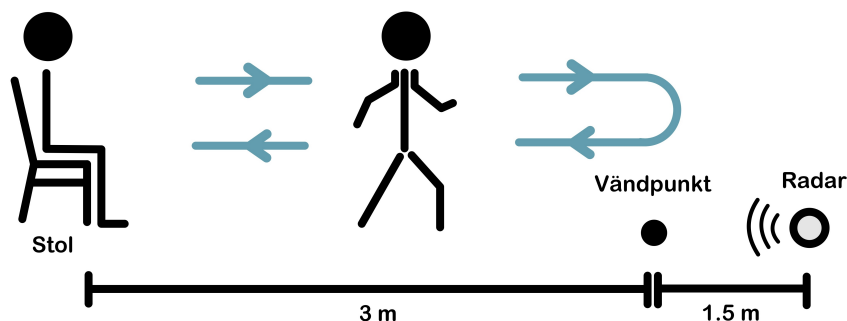
3.2 Användning av radarenhet

I projektet användes utvärderingsmodulen Texas Instruments AWR1642BOOST, se figur 3.3, vilken kopplades till ett DCA1000-datainsamlingskort. Detta kort användes för att samla in rådata till en Windows-dator via Ethernetkabel.



Figur 3.3: Bild av radarenheten som användes under samtliga mätningar. De ingående komponenterna är markerade.

Under TUG-testet placerades radarn på golvet och riktades mot teststolen, med ett totalt avstånd på 4.5 meter. Eftersom testets vändpunkt är belägen 3 meter från stolen, hamnade vändpunkten därmed 1.5 meter framför radarn. Denna fysiska mätupställning illustreras i figur 3.4.



Figur 3.4: Mätupställning av radar för samtliga TUG-tester.

För att styra radarenheten och spara data användes programvaran *mmWave Studio 2.1.1.0*. Under mätningarna aktiverades endast en av radarns två sändarantennor (TX, *transmission*) tillsammans med en av de fyra mottagarantennorna (RX, *reception*). De specifika radarparametrarna, vilka redovisas i tabell 3.1, utformades för att hela rörelsesekvensen skulle rymmas inom radarns maximala räckvidd med god marginal.

Tabell 3.1: Parametrar som användes av radarmodulen under samtliga mätningar.

Parameter	Värde	Enhet
Start frekvens	77	GHz
Bandbredd	3600	MHz
Chirp lutningsförhållande	80	MHz/ μ s
Analog/digital samplingsstorlek	256	-
Samplingsfrekvens	6250	KSa/s
Chirp varaktighet	45	μ s
Periodicitet	0.25	ms

Den maximala räckvidden är parameterberoende och beräknas enligt ekvation 3.1 [26]:

$$d_{max} = \frac{F_s c}{4 S} \approx 6 \text{ m} \quad (3.1)$$

där F_s är samplingsfrekvensen, c är ljusets hastighet i vakuum och S är chirp lutningsförhållandet (*slope rate*), se tabell 3.1. Eftersom testet krävde en räckvidd på 4.5 meter var de teoretiska 6 metrarna tillräckliga.

Innan forskningspersonerna genomförde de faktiska mätningarna samlades bakgrundsdata in genom att den tomma testmiljön, inklusive stolen, spelades in under 60 sekunder. Denna referensdata användes senare under signalbehandlingen för att uppskatta bakgrundsbrus samt fastställa en tröskel för att skilja verklig rörelse från omgivande störningar.

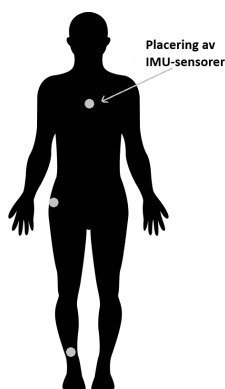
3.3 Användning av IMU-sensorer

I projektet användes IMU-sensorer av modellen Xsens DOT från tillverkaren Xsens, se figur 3.5. Dessa sensorenheter är utrustade med både accelerometer, gyroskop och magnetometer, varav sistnämnda inte användes. För intern synkronisering av sensorerna samt datainsamling användes tillverkarens egen mjukvara i form av en app. Inspelningen gjordes via offline-mode vartefter data skickades via Bluetooth till en mobiltelefon. Sedan exporterades data till en dator för vidare signalbehandling och analys. Sensorns interna koordinatsystem är definierat så att x-axeln pekar uppåt längs sensorns vertikala riktning, y-axeln pekar åt vänster sett från framsidan (sidan med Xsens-logotypen) och z-axeln är riktad vinkelrätt ut från framsidan. Detta illustreras i figur 3.5.



Figur 3.5: Bild av IMU-sensorerna som används under samtliga mätningar. Sensorns interna koordinatsystem är definierat.

Under TUG-testerna användes tre IMU-sensorer som fästes på foten, höften och bröstkorgen med hjälp av elastiska kardborreband, se figur 3.6. Dessa specifika placeringar valdes ut då de bedömdes ge den tydligaste särskiljningen av testets olika segment, framförallt resnings- och vändningsmomenten. Sensorerna på höft och fot placerades på sidan av kroppen, medan sensorn på bröstkorgen placerades så att dess z-axel var parallell med gångriktningen. Slutligen fästes även en MoCap-markör direkt på varje IMU-sensor. Detta gjordes för att samla in MoCap- och IMU-data från samma anatomiska punkt, vilket underlättar vid den efterföljande valideringen och jämförelse av data.



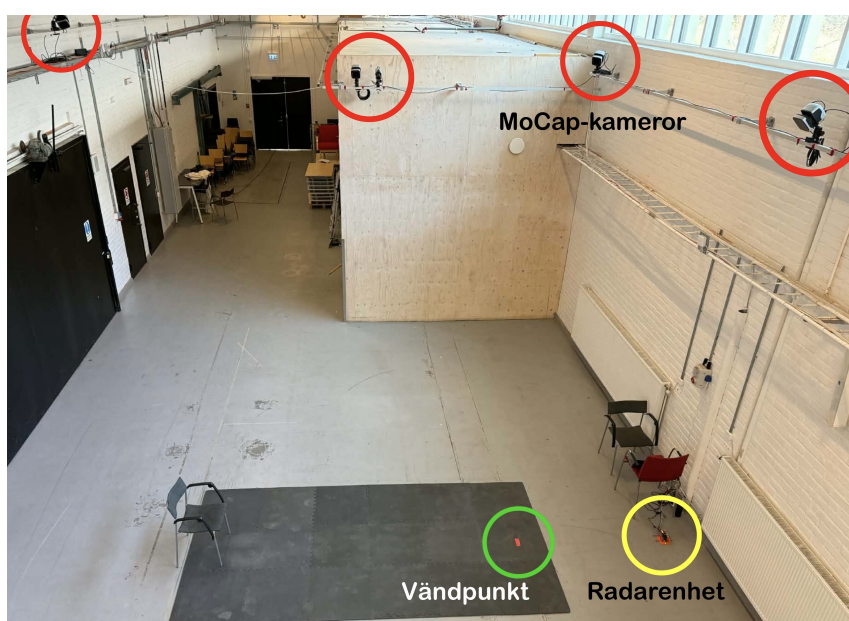
Figur 3.6: Illustration av IMU-sensorernas placering på forskningspersonerna under samtliga TUG-test.

3.4 Genomförande av tester

Datainsamlingen delades in i tre huvudkategorier: tester på friska gruppmedlemmar, tester på gruppmedlemmar och handledare iförda ålderssimuleringsdräkt, samt tester på forskningspersoner. Samtliga mätningar genomfördes inomhus i *Eventhallen* på Chalmers Tekniska Högskola. Lokalen valdes då den var utrustad med ett fast installerat MoCap-system och erbjöd tillräcklig yta för att genomföra TUG-testet obehindrat.

3.4.1 Mätuppställning

Varje datainsamlingstillfälle inleddes med att starta upp och förbereda de tre systemen (MoCap, radar och IMU) för inspelning. För att garantera en identisk och standardiserad mätmiljö positionerades radarenheten och teststolen utifrån permanenta markeringar på golvet. Figur 3.7 illustrerar denna uppställning, där stolen är placerad till vänster och radarenheten markerad med en gul cirkel. De svarta mattorna som täcker testytan på golvet användes för att minimera störande ljusreflexer från solen. MoCap-kamerorna, som syns rödmarkerade i bilden, var monterade på en ram 3.75 meter ovanför golvet. Den gröna cirkeln visar testets vändpunkt. Uppstart av samtliga system skedde parallellt med den fysiska uppställningen i rummet. När samtliga system var igång påbörjades utförandet av TUG-testerna.



Figur 3.7: Mätuppställningen visat ovanifrån. Stolen är placerad 3m till vänster om vändpunkten och radarn är placerad 1.5m till höger om vändpunkten. Vändpunkten är markerad med röd tejp på de svarta mattbitarna och är markerad med en grön cirkel. Radarenheten är markerad med gul cirkel och MoCap-kameror är markerade med röda cirklar.

3.4.2 Tester på gruppmedlemmar

Den initiala fasen av datainsamlingen bestod av tester utförda av projektets egna gruppmedlemmar. Syftet med detta var primärt att bekanta sig med de tre mätsystemen samt att utveckla och utvärdera en robust mätmetodik inför den huvudsakliga datainsamlingen. För att framkalla en bred variation i data och testa systemens begränsningar genomförde gruppmedlemmarna TUG-testet medvetet olika. Detta inkluderade variationer i gånghastighet, val av vändningshåll, samt simulering av asymmetriska gångmönster (exempelvis hälta). Den insamlade data analyserades parallellt med att fler tester genomfördes i syfte att utveckla en robust segmenteringsalgoritm.

3.4.3 Tester med ålderssimuleringsdräkt

Eftersom projektgruppen bestod av friska individer i 20-års åldern, bedömdes data från de initiala testerna vara homogen och inte helt representativ för den kliniska målgruppen. För att åtgärda detta genomfördes ytterligare tester där gruppmedlemmarna, samt gruppens ena handledare, bar en ålderssimuleringsdräkt, se figur 3.8.

Dräkten som användes kallas *Age simulation suit GERT* och är en utrustning som nyttjas av bland annat Sahlgrenska Universitetssjukhus och Chalmers Tekniska Högskola [27] i forskningssammanhang. När en frisk person bär dräkten begränsas led rörlighet, muskelstyrka och balans, vilket resulterar i ett långsammare och mer instabilt gångmönster som är karaktäristiskt för en äldre person. Utrustningen består av flera komponenter som tillsammans reducerar bärarens sensomotoriska förmågor. Den innefattar bland annat vikter som fästs på strategiska platser på kroppen, synbegränsande glasögon samt ledskydd som simulerar stelhet i leder, se figur 3.8.



(a) Äldredräktens komponenter markerade med röda och gröna cirklar.

(b) Äldredräkten med Hemipares-simulerade komponenter markerade med röda och blåa cirklar.

Figur 3.8: Två uppsättningar av *Age simulation suit GERT* som användes under TUG-tester.

Dräkten möjliggjorde en mer realistisk simulering av de fysiska begränsningar som ofta präglar äldre patienters utförande av TUG-testet. Denna fas av datainsamlingen var avgörande för att optimera mätmetoden och algoritmerna inför testerna med externa forskningspersoner.

3.4.4 Tester på forskningspersoner

Den slutgiltiga datainsamlingen utfördes på frivilliga forskningspersoner. Deltagarna, som alla var anställda vid Chalmers Tekniska Högskola, rekryterades via ett internt informationsutskick. Ålders- och könsfördelning av forskningspersonerna visas i tabell 3.2 och tabell 3.3. För att säkerställa ett standardiserat och stressfritt utförande avsattes 30 minuter per deltagare, vilket gav tillräckligt med tid för förberedelser samt genomförande av fyra till fem TUG-tester per forskningsperson.

Tabell 3.2: Åldersfördelning av forskningspersonerna

Åldersgrupp	Antal	Procent (%)
25–40 år	6	37.5
41–60 år	7	43.75
61–80 år	3	18.75
Totalt	16	100

Tabell 3.3: Könsfördelning av forskningspersonerna

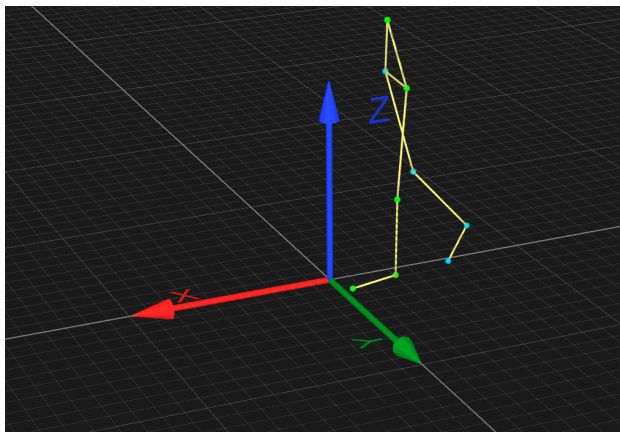
Kön	Antal	Procent (%)
Kvinnor	9	56.25
Män	7	43.75
Totalt	16	100

Innan den faktiska datainsamlingen påbörjades fick varje forskningsperson genomföra en provomgång av TUG-testet. Syftet med denna inledande provomgång var enbart att observera vilket håll personen föredrog att vända åt rent naturligt. Utifrån denna observation placerades sedan IMU-sensorerna på den fot och höft som hamnade i yttersväng under vändningsmomentet. Därefter inleddes det faktiska testerna med tillhörande datainsamling.

Den data som genererades under dessa sessioner utgjorde huvudunderlaget för projektets resultatanalys. Data sparades för att eventuellt kunna nyttjas i framtida forsknings- och utvecklingsprojekt utanför ramen för detta kandidatarbete.

3.5 Segmentering av MoCap-data

Innan mätdata från MoCap-systemet kunde analyseras krävdes en initial förberedelse och bearbetning. Detta genomfördes genom att först granska inspelningarna i mjukvaran för att manuellt identifiera och namnge samtliga markörer på forskningspersonen. Utifrån dessa länkades markörerna samman för att skapa en kinematisk skelettmodell, vilket underlättade visualiseringen av rörelsemönstret, se figur 3.9. Därefter exporterades hastighetsdata för de specifika markörerna uppdelat i x-, y- och z-led. Koordinatsystemet är definierat enligt figur 3.9. Där x-led är i testets gångriktning, y-led är vinkelrät mot gångriktningen och z-led är uppåt i rummet.



Figur 3.9: Skelettmodell skapad utifrån MoCap-markörerna i Qualisys. Höger kroppshalva illustreras med ljusblå punkter och vänster sida samt bröst-korg med gröna. Bilden visar även systemets koordinatsystem.

De identifierade segmenten utgick från TUG-testets faser, vilka beskrivs i kapitel 2.1.1, och omfattade:

1. Uppresning från stol
2. Första vändningen
3. Andra vändningen
4. nedsittning på stol

För att urskilja TUG-testets segment analyserades markörernas hastighetssignaler längs samtliga rörelseaxlar, med syftet att identifiera utmärkande kinematiska mönster under de olika delmomenten. Därefter användes olika tröskelvärden för att segmenteringsalgoritmen automatiskt skulle kunna fastställa var dessa rörelser startar och slutar.

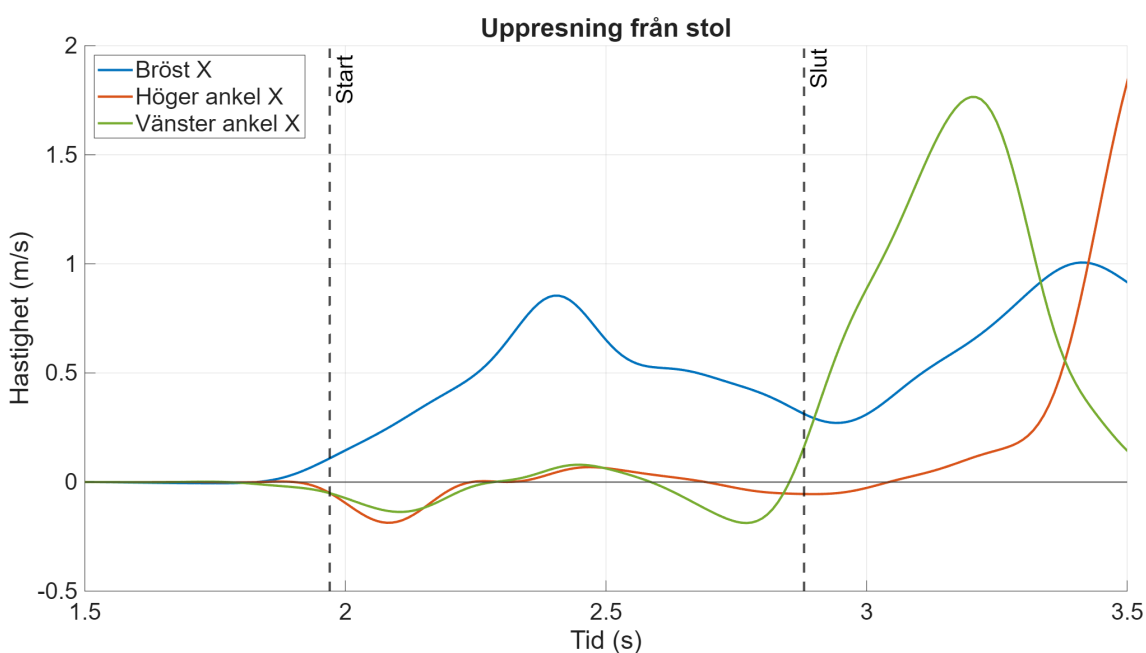
Segmenteringsalgoritmen baserades i grunden på ett tidigare kandidatarbete [10], men har därefter vidareutvecklats för att uppnå en mer robust funktionalitet. Det saknas en universellt etablerad definition för exakt var dessa faser börjar och slutar. Denna problematik diskuterades även i samråd med en fysioterapeut på Sahlgrenska Universitetssjukhus, utan att någon entydig lösning kunde fastställas. Därför fastställde projektgruppen tillsammans med handledare egna definitioner för segmenteringen.

För att kunna utvärdera den utvecklade segmenteringsalgoritmen krävdes en tillförlitlig referens. Denna referens etablerades genom manuell videoanotering av mätningarna. För att minimera risken för subjektiv bedömningsbias granskades videoinspelningarna av tre gruppmedlemmar, helt oberoende av varandra. Varje bedömare noterade start- och sluttider för samtliga segment. Den slutgiltiga referenstiden för varje enskilt segment beräknades därefter som medelvärdet av dessa tre oberoende anoteringar, vilken den automatiserade segmenteringen jämfördes mot.

3.5.1 Identifiering av uppresning från stol

För att kunna fastställa den exakta startpunkten för uppresningen analyserades bröstorgens hastighet i x-led (rörelse framåt). Rent biomekaniskt inleds en uppresning alltid med att personen lutar överkroppen framåt för att förskjuta sin tyngdpunkt över fötterna. Denna lutning framåt gav ett tydligt utslag i form av en initial hastighetsökning i bröstmarkörens data. När hastigheten översteg tröskelvärdet, se tabell 3.4, markerades den punkten som start för segmentet.

Uppresningen definierades sedan som avslutad i samma ögonblick som det första steget togs. Detta slutögonblick identifierades genom att observera hastigheten i x-led för de båda fotlederna. Den fotled som först översteg tröskelvärdet definierade slut för uppresningen, vilket framgår av figur 3.10.

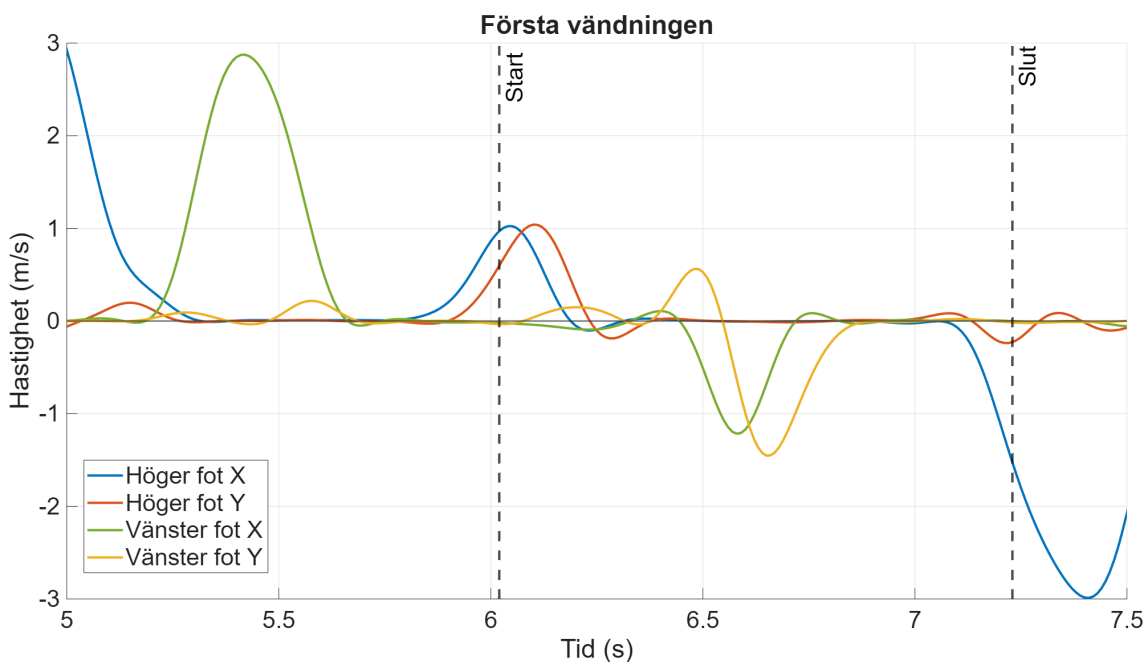


Figur 3.10: Signaler som analyserades för resningsmomentet där start och slut är markerade med vertikala streckade linjer. Figuren visar signaler från en forskningsperson. Se figur 3.9 för koordinatsystem för signalernas riktningar.

3.5.2 Identifiering av första vändningen

För att fastställa starten av den första vändningen observerades hastigheten i både x- och y-led. Starten definierades som första tydliga roterande steg där hastigheten i y-led överskred tröskelvärdet samtidigt som hastigheten i x-led var lägre än tröskelvärdet. Beroende på vilken fot personen initierade vändningen med definierades denna tid som startpunkt. Se tabell 3.4 för tröskelvärdena.

Slutet på vändningen definierades som det första steget i x-led utan samtidig rörelse i y-led. I praktiken motsvarar detta det första steget där personen återgår till en rak gångriktning utan rotation. Se figur 3.11 för de ingående signalerna i segmentet.

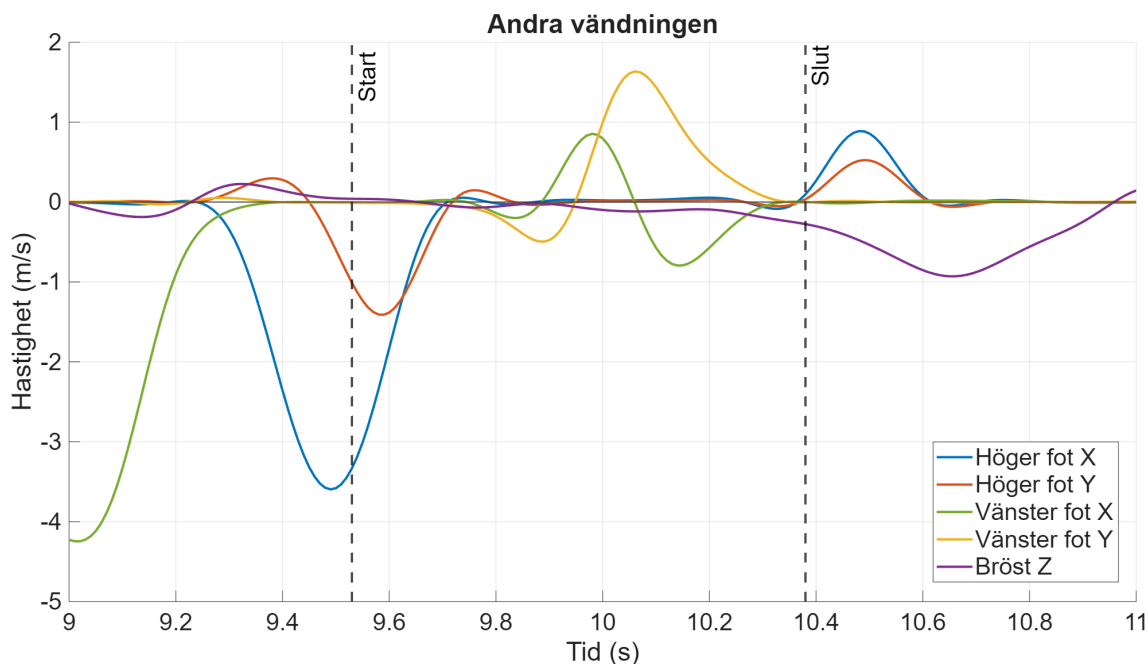


Figur 3.11: Signaler som analyserades för första vändningsmomentet där start och slut är markerade med vertikala streckade linjer. Figuren visar signaler från samma forskningsperson som i figur 3.10. Se figur 3.9 för koordinatsystem för signalernas riktningar.

3.5.3 Identifiering av andra vändningen

Samma princip som användes för att identifiera start av första vändningen användes för andra vändningen. Se tröskelvärdena i tabell 3.4.

Slutet på andra vändningen var mer komplex att definiera, eftersom en majoritet av forskningspersonerna påbörjar nedsittningen i samma rörelse som de vänder sig med. Vid definition av de olika segmenten kom gruppen överens om att inget överlapp mellan segmenten fick ske. För att hantera detta användes två tillvägagångssätt. I första hand definierades slutpunkten av vändningen till när båda fötterna var helt stilla. I de fall som nedsittningen börjades innan vändningen var klar definierades slutpunkten som samma tidpunkt som start för nedsittningen. Se figur 3.12 för de ingående signalerna i segmentet.

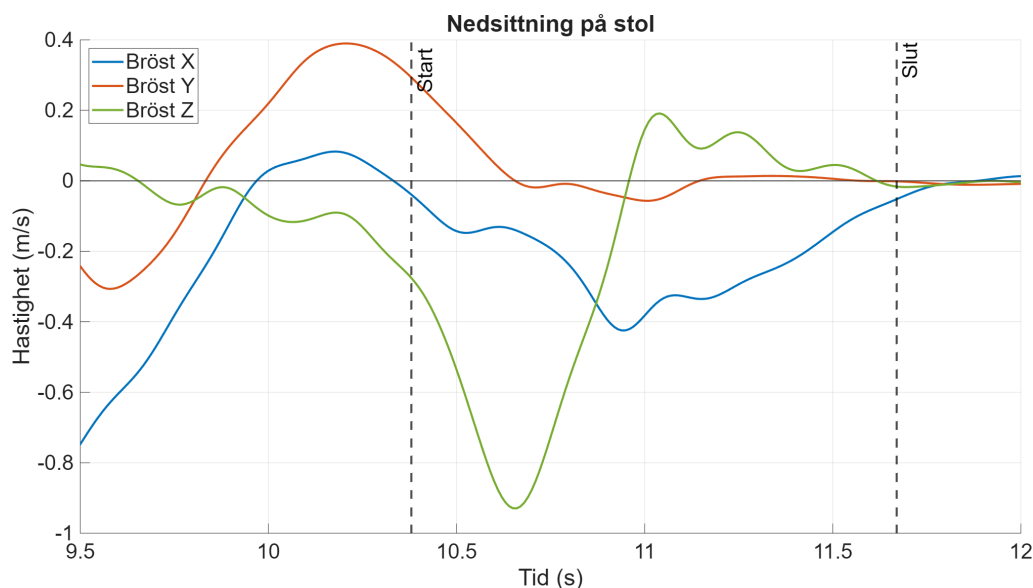


Figur 3.12: Signaler som analyserades för andra vändningsmomentet där start och slut är markerade med vertikala streckade linjer. Figuren visar signaler från samma forskningsperson som i figur 3.10. Se figur 3.9 för koordinatsystem för signalernas riktningar.

3.5.4 Identifiering av nedsittning på stol

För att segmentera det avslutande nedsittningsmomentet analyserades primärt bröstmarkörens hastighet. Rent biomekaniskt inleds en nedsittning med att personen böjer överkroppen framåt och sänker sin tyngdpunkt för att möta stolen. I mätdata syntes detta tydligt som en hastighetsökning i negativ z-riktning (rörelse nedåt).

Slutpunkten för nedsittningen (och därmed hela TUG-testet) definierades som det ögonblick då personen satt helt stilla på stolen. Detta fastställdes genom att analysera den totala hastigheten för bröstmarkören i samtliga led. När hastigheten stabiliserades på en nivå som indikerade avsaknad av rörelse, markerades fasen som avslutad. Se figur 3.13 för de ingående signalerna i segmentet.



Figur 3.13: Signaler som analyserades för nedsittningsmomentet där start och slut är markerade med vertikala streckade linjer. Figuren visar signaler från samma forskningsperson som i figur 3.10. Se figur 3.9 för koordinatsystem för signalernas riktningar.

3.5.5 Tröskelvärden

De tröskelvärden som slutligen användes för att identifiera start och slut för de olika segmenten presenteras i tabell 3.4. Inledningsvis undersöktes fasta hastighetsvärden som tröskel. Dessa fungerade väl för uppresningen, men gav sämre resultat för de övriga segmenten. Därför testades istället dynamiska tröskelvärden, definierade som en förutbestämd procentandel av signalens maximala amplitud eller medelamplitud under hela testet. Denna metod gjorde det möjligt att bättre hantera variationer i olika personers rörelsemönster. För varje segment prövades olika procentandelar tills segmenteringen var konsekvent över flertal tester. För de två vändningarna jämfördes även ett gemensamt tröskelvärde för båda fötterna samt individuella tröskelvärden för höger respektive vänster fot. Baserat på de tester som genomfördes visade det sig att individuella tröskelvärden gav bäst resultat. Dessa användes därför i den slutliga metoden.

Tabell 3.4: Tröskelvärden som används vid segmentering.

Moment	Signal	Tröskelvärde
Resning start	Bröst x-led	0.10 (m/s)
Resning slut	Fot x-led	0.15 (m/s)
Vändning start	Höger fot x-led	$0.35 \cdot \max(v_x)$
	Vänster fot x-led	$0.35 \cdot \max(v_x)$
	Höger fot y-led	$0.40 \cdot \max(v_y)$
	Vänster fot y-led	$0.50 \cdot \max(v_y)$
Vändning 1 slut	Höger fot x-led	$0.40 \cdot \max(v_x)$
	Vänster fot x-led	$0.60 \cdot \max(v_x)$
Vändning 2 start	Höger fot y-led	$0.60 \cdot \max(v_y)$
	Vänster fot y-led	$0.50 \cdot \max(v_y)$
	Höger fot x-led	$0.35 \cdot \max(v_x)$
	Vänster fot x-led	$0.35 \cdot \max(v_x)$
Vändning 2 slut	Hastighet fötter	$0.10 \cdot \text{mean}(v)$
Nedsittning start	Bröst z-led	$0.20 \cdot \text{mean}(v_z)$
Nedsittning slut	Hastighet bröst	$0.10 \cdot \text{mean}(v)$

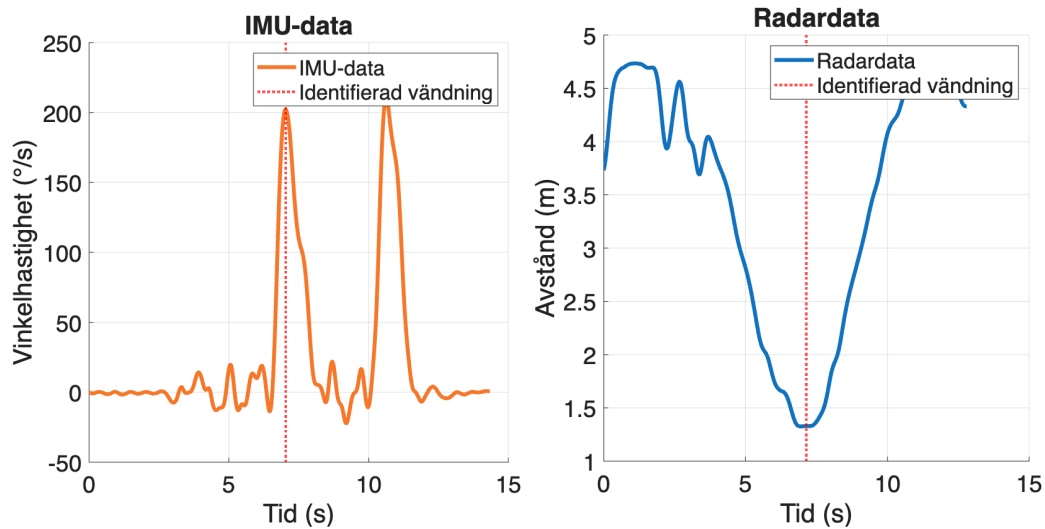
3.6 Synkronisering av radar och IMU

För att kunna jämföra radardata med IMU-data och på sikt möjliggöra sensorfusion krävs att signalerna från de två systemen är tidsmässigt synkroniserade. Eftersom radar- och IMU-systemen styrs från separata enheter med egna interna klockor uppstår en okänd tidsförskjutning mellan de insamlade signalerna. Denna tidsförskjutning behöver uppskattas och korrigeras i efterhand.

I detta projekt har två metoder för synkronisering av radar- och IMU-signaler utvärderats. Dessa är (a) eventbaserad synkronisering genom detektion av testets första vändningsmoment och (b) signalbaserad synkronisering via korskorrelation.

3.6.1 Eventbaserad synkronisering med vändning

Den eventbaserade synkroniseringsmetoden utnyttjade TUG-testets första vändningsmoment. Vändningen innebär en tydlig rörelse där forskningspersonen roterar 180° , vilket ger ett tydligt utslag i bröst IMU:n, se figur 3.14a. I radarsignalen kan denna rörelse identifieras då avståndet mellan radarenheten och forskningspersonen börjar öka istället för att minska, se figur 3.14b.

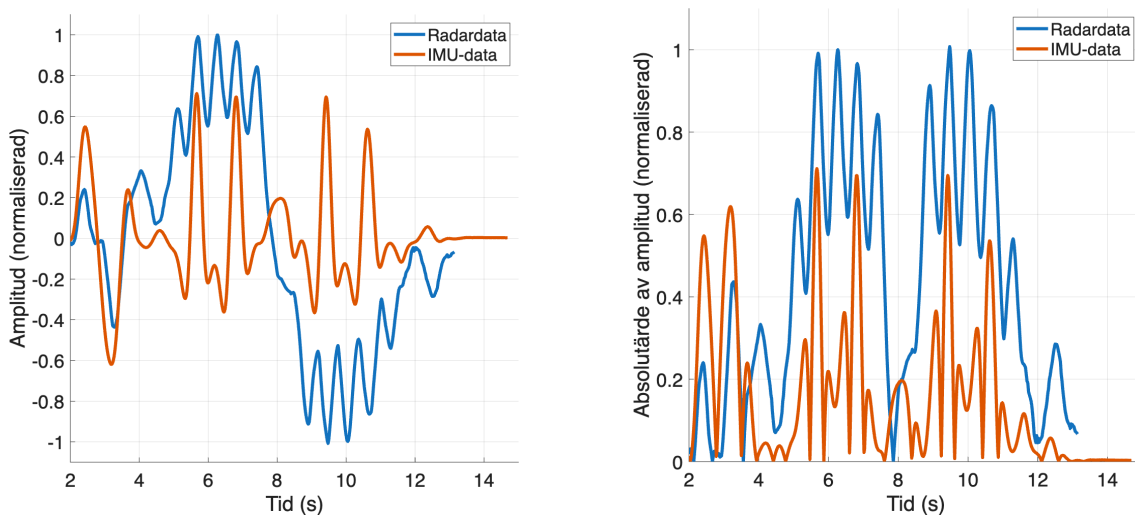


(a) IMU-data med identifierad vändning (b) Radardata med identifierad vändning markerad.

Figur 3.14: Identifierad vändning i radar och IMU-data.

3.6.2 Signalbaserad synkronisering med korskorrelation

Till skillnad från eventbaserade metoder kan signalbaserade metoder användas för att synkronisera radar- och IMU-signalerna utan att förlita sig på ett diskret event i signalen. Detta sker genom att använda statistiska likheter mellan signalerna för att uppskatta tidsförskjutningen. Se avsnitt 2.5.2.



(a) Normaliserad mätdata från en forskningsperson.

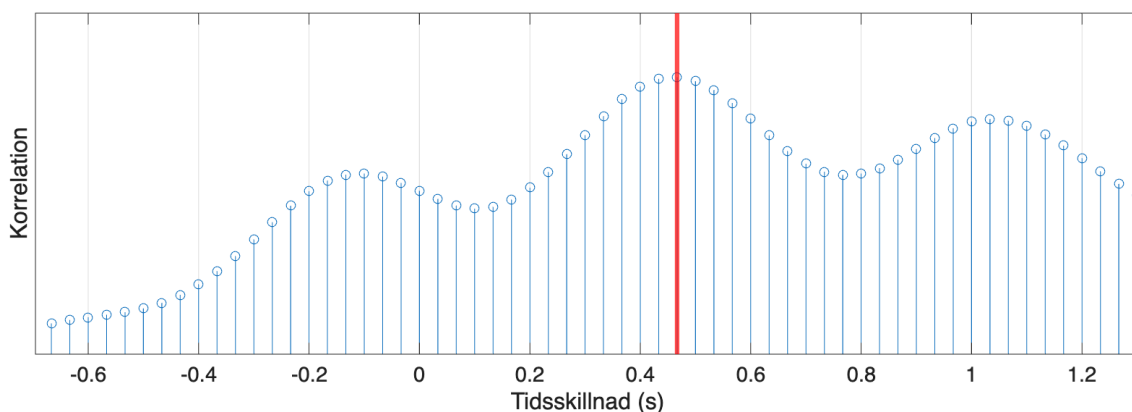
(b) Absolutbelopp av mätdata som visas i figur 3.14(a).

Figur 3.15: Data från radar (blå) och fot-IMU:ns z-axelgyroskop (orange) under ett TUG-test. (a) visar radarns hastighetsdata och IMU:ns vinkelhastighet. (b) visar absolutbeloppet av samma signaler, vilket eliminerar riktningberoendet och tydliggör de gemensamma rörelsemönstren i stegcyklerna.

3. Metod

Under gångfasen registrerar fot-IMU:ns gyroskop ett positivt utslag i z-led för varje enskilt steg, se figur 3.15a. Radarsignalen registrerar ett positivt eller negativt hastighetsvärde beroende på om forskningspersonen rör sig mot eller från radarenheten. Eftersom rörelseriktningen är irrelevant för själva tidssynkroniseringen, beräknas initialt absolutbeloppet av båda signalerna, varpå de normaliseras. Efter denna process framträder ett tydligt gemensamt mönster i båda signalerna, för varje steg som forskningspersonerna tar, se figur 3.15b, vilket möjliggör en meningsfull jämförelse.

Korskorrelationsalgoritmen förskjuter därefter en av signalerna iterativt i tidsled och beräknar ett korrelationsmått för varje förskjutning. Detta mått utgörs av produkten av signalernas amplituder summerat över hela tidsfönstret. Den förskjutning som genererar det högsta korrelationsmättet definieras som den slutgiltiga tidsfördröjningen mellan systemen. Detta illustreras i figur 3.16.



Figur 3.16: Korskorrelation mellan IMU- och radardata som funktion av tidsförskjutning. Den röda vertikala linjen indikerar den tidsförskjutning som maximerar korrelationen, vilket utgör den estimerade tidsfördröjningen mellan de två mätsystemen.

För att utvärdera noggrannhet och robusthet hos dessa två metoder används en medvetet skapad spark i början av testet som referens. I fotens IMU-data registrerades sparken som en kraftig topp i gyroskopsignalen, medan i radardata gav det ett tydligt utslag i hastighetsdata. Med hjälp av dessa tydliga amplitudtoppar i respektive signal kan tidsfördröjningen mellan signalerna bestämmas på ett tillförlitligt sätt. Denna tidsfördröjning användes därefter som referens vid utvärdering av resultaten från de event- respektive signalbaserade metoderna.

3.7 Utvärderingsmått

Det huvudsakliga felmåttet som användes i projektet är medelabsolutfelet (MAE). För segmenteringen användes det för att utvärdera den genomsnittliga tidsskillnaden mellan den automatiserade segmenteringsmetoden och den manuella referensen. För synkroniseringen användes det för att utvärdera presentandan av den event-baserade och signal-baserade metoden. MAE definieras enligt ekvation 3.2:

$$\text{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |d_i^X - d_i^R| \quad (3.2)$$

där N är det totala antalet utvärderade tester, d_i^R är referenstiden för test i och d_i^X är tiden för metoden som ska utvärderas.

För segmenteringen beräknades även den genomsnittliga manuella variationen (MV) för att kvantifiera den absoluta spridningen mellan bedömnarna, vilket definieras enligt ekvation 3.3:

$$\text{MV} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\max(t_i^M) - \min(t_i^M)) \quad (3.3)$$

där t_i^M representerar de manuella tiderna för moment i .

Det andra felmåttet som användes för att utvärdera segmenteringen är det relativa felet mellan den automatiserade metoden och referenstiden, vilket definieras enligt ekvation 3.4:

$$\text{RF} = \frac{|d_i^X - d_i^R|}{d_i^R} \cdot 100 \quad [\%] \quad (3.4)$$

För att kvantifiera variationen mellan de olika manuella bedömnarna beräknades ett motsvarande relativt fel, vilket definieras i ekvation 3.5:

$$\text{RF}_{\text{manuell}} = \frac{\max(t_i^M) - \min(t_i^M)}{d_i^M} \cdot 100 \quad [\%] \quad (3.5)$$

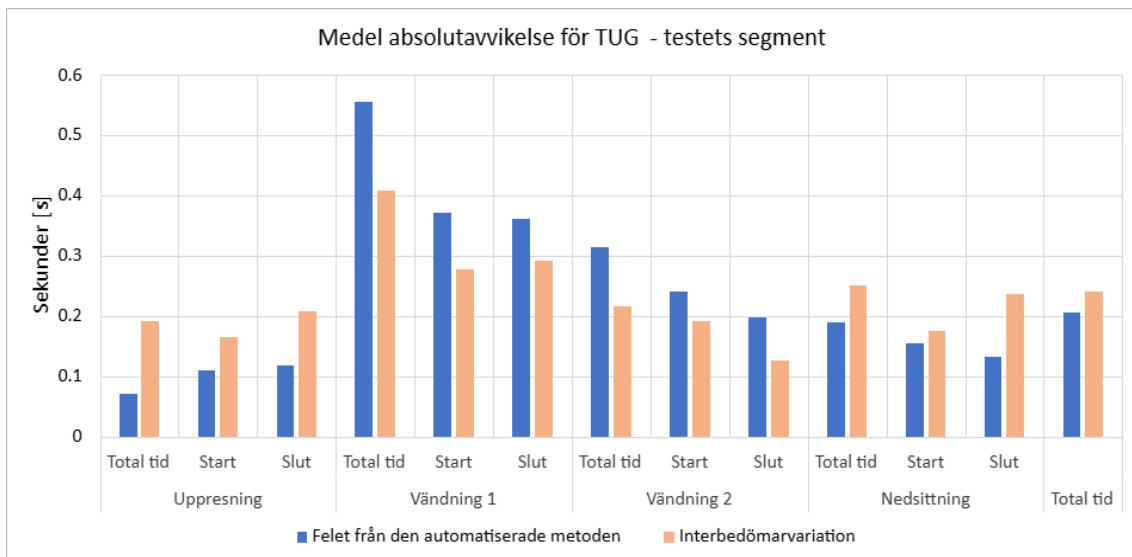
4

Resultat

I följande avsnitt kommer det resultat som erhållits från mätningarna att presenteras. Resultatet kommer att presenteras i grafer och tabeller för att göra det enkelt och tydligt att avläsa. All data och resultat kommer även att beskrivas i text för att göra det tydligt.

4.1 Segmentering av MoCap-data från tester med äldredräkt

Följande resultat baseras på totalt åtta mätningar, genomförda av fyra gruppmedlemmar (två tester per person). Den underliggande rådata som presenteras i figur 4.1, 4.2 och 4.3 återfinns i sin helhet i appendix A.1.

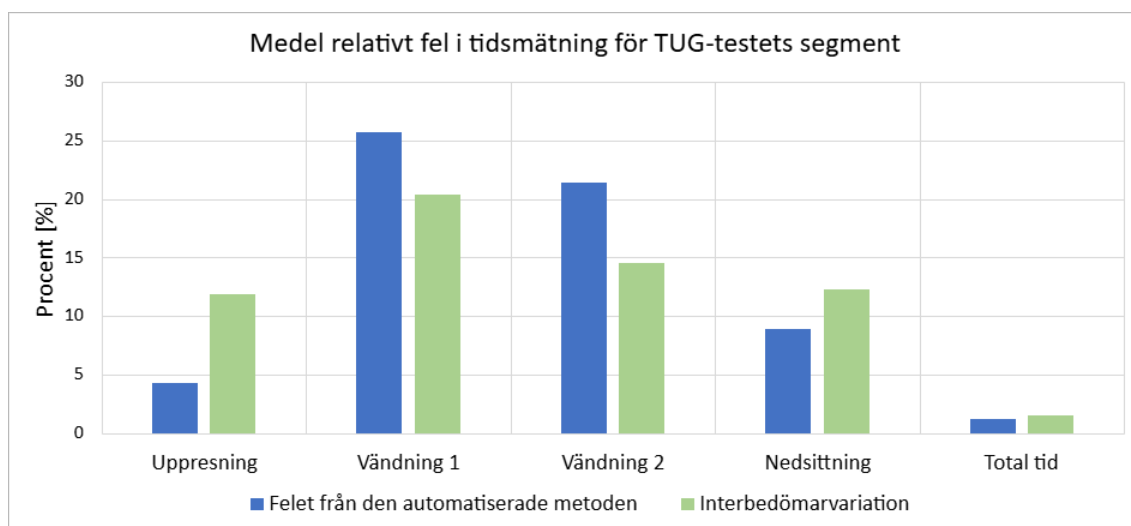


Figur 4.1: Figuren visar medelabsolutfelet i sekunder mellan den automatiserade segmenteringen och referensen i de blåa staplarna och medelvariationen i sekunder mellan de olika tidtagarna i orangea staplarna.

Figur 4.1 illustrerar medelabsolutfelet (MAE) i tid för start-, slut- och totaltid under testets samtliga segment. Värdena är beräknade enligt ekvation 3.2 och 3.3. I diagrammet jämförs algoritmens tidsavvikelse gentemot den manuella referensen (blåa staplar) med interbedömarvariationen (orangea staplar).

Av figur 4.1 framgår att variationen mellan de manuella tidtagarna är högre än den automatiserade algoritmens tidsavvikelse under momenten uppresning och nedsittning, samt för den totala tiden för TUG-testet. För de båda vändningsmomenten observeras däremot att den automatiserade metoden har en högre avvikelse än den manuella variationen. Den största skillnaden mellan dessa två felmått noteras under den första vändningen, där algoritmens avvikelse är cirka 0,15 sekunder högre än den manuella variationen.

4.1.1 Relativt mätfel

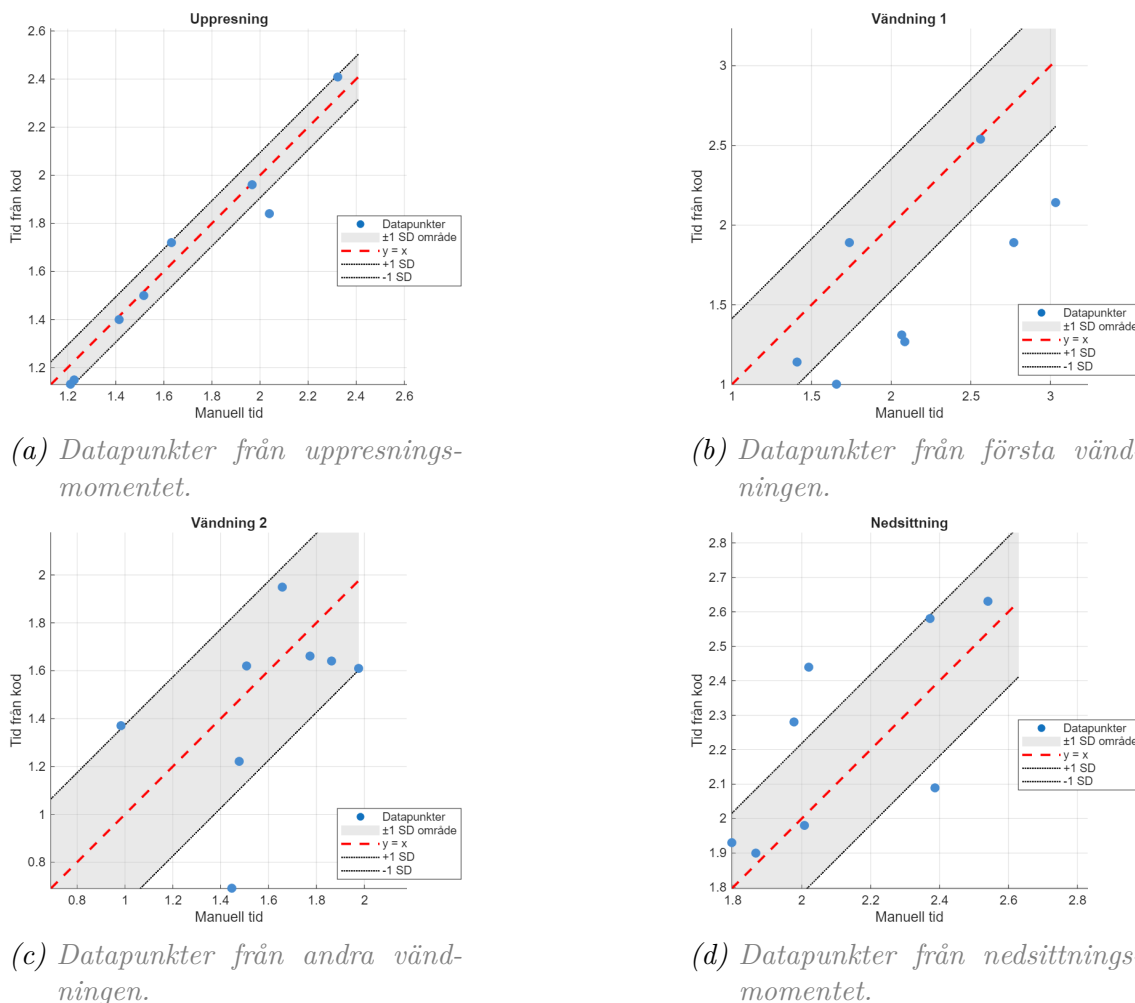


Figur 4.2: Det relativa felet i procent (%) mellan det automatiserade segmenteringen och referensen RF (blåa staplar) och för variationen mellan manuella tidtagare $RF_{manuell}$ (gröna staplar) för varje delmoment.

I figur 4.2 presenteras de relativa felen, beräknade utifrån ekvation 3.4 och 3.5. I diagrammet representerar de blå staplarna algoritmens tidsavvikelse gentemot referensen och de gröna staplarna illustrerar variationen hos tidtagarna. Av resultatet framgår att den automatiserade segmenteringen uppvisar sitt största relativa fel under den första och andra vändningen, med en skillnad mot den manuella variationen på cirka 5,3%, respektive 6,8%. För samtliga övriga delmoment är den manuella variationen större än algoritmens avvikelse, med den största differensen under uppresningsfasen med en skillnad på cirka 7,6%.

4.1.2 Överensstämmelse mellan algoritm och manuell referens

Figur 4.3 illustrerar överensstämmelsen mellan den manuella referenstiden (x-axeln) och den tid som beräknats av den automatiserade segmenteringsalgoritmen (y-axeln) för testets olika delmoment. I diagrammet utgör den röda streckade linjen en ideal referenslinje ($y=x$), vilken indikerar en perfekt överensstämmelse. Det skuggade området motsvarar algoritmens standardavvikelse (SD).



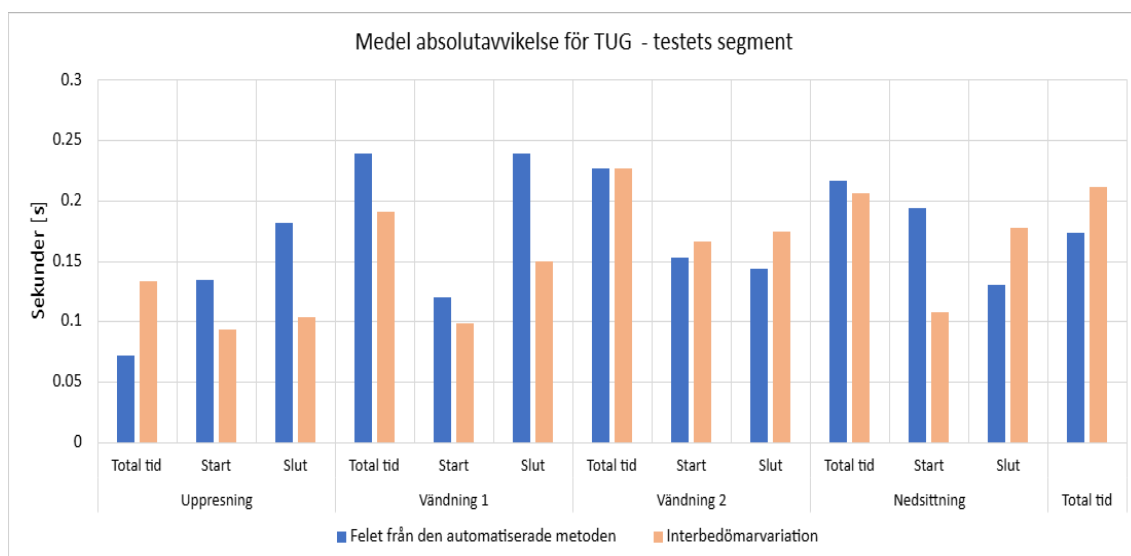
Figur 4.3: (a)–(d) visar datapunkter för manuella referenstider (x-axel) och motsvarande tider erhållna från den automatiserade metoden (y-axel) för alla segment av TUG-testet. Den streckade röda linjen är referenslinjen ($y = x$). Tiderna är i sekunder (s).

Uppresningsfasen, som illustreras i figur 4.3a, uppvisar en högre grad av överensstämmelse jämfört med testets övriga segment. Den automatiserade segmenteringen är här relativt träffsäker, vilket framgår av att datapunkterna är samlade nära referenslinjen och att endast en enskild mätpunkt faller utanför standardavvikelsen.

Gällande den första vändningen, figur 4.3b, befinner sig två datapunkter nära den röda streckade linjen. En betydande andel faller däremot under referenslinjen och hamnar utanför standardavvikelsen, vilket indikerar att algoritmen har en tendens att underskatta längden av momentet. För den andra vändningen är datapunkterna mer utspridda. Även om flera av mätvärdena ryms inom standardavvikelsen, är det värt att notera att denna marginal i sig är bred till följd av en stor spridning hos datapunkterna.

4.2 Segmentering av MoCap-data från tester på forskningspersoner

Följande resultat baseras på totalt 32 mätningar, genomförda av 16 forskningspersoner (två tester per person). Den underliggande rådata som presenteras i figur 4.4, 4.5 och 4.6 återfinns i sin helhet i appendix A.2.

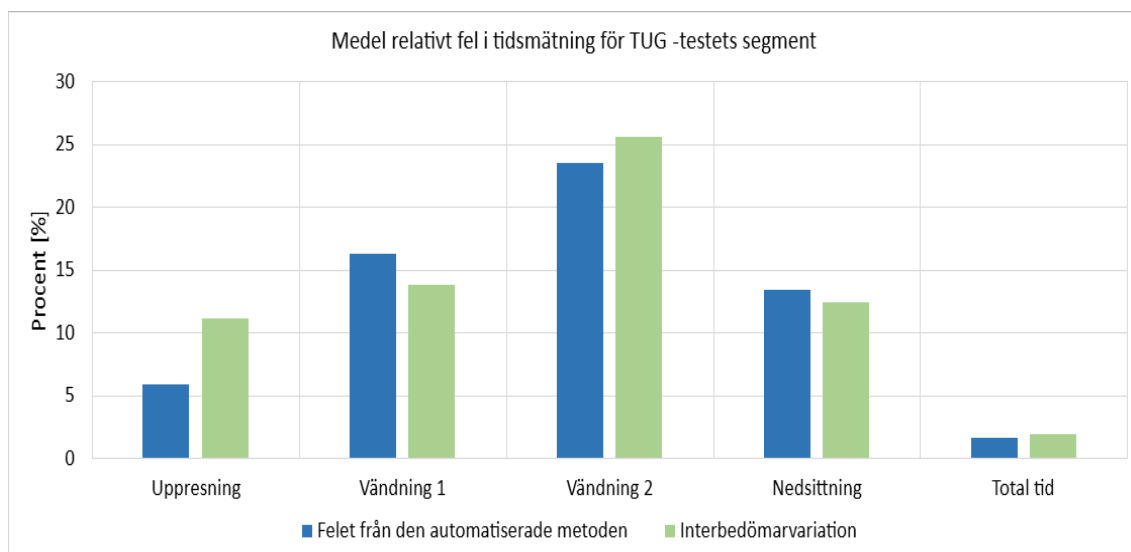


Figur 4.4: Figuren visar medelabsolutfelet i sekunder mellan den automatiserade segmenteringen och referensen i de blåa staplarna och medelvariationen i sekunder mellan de olika tidtagarna i orangea staplarna.

Resultatet i figur 4.4 är presenterad på samma sätt som i avsnitt 4.1.

Av figur 4.4 framgår att algoritmens avvikelse och den manuella variationen är genomgående relativt jämna. För uppresning samt totala tiden för TUG-testet är den manuella variationen högre än algoritmens avvikelse. Gällande nedsittningen och den andra vändningen är de två felmått i stort sett identiska, med en marginell differens på cirka 0,01 sekunder respektive 0 sekunder. Vid den första vändningen observeras dock det motsatta förhållandet; där överstiger segmenteringens avvikelse från referensvärdet den manuella variationen med ungefär 0,05 sekunder.

4.2.1 Relativt mätfel



Figur 4.5: Det relativa felet i procent (%) mellan det automatiserade segmenteringen och referensen RF (blåa staplar) och för variationen mellan manuella tidtagare $RF_{manuell}$ (gröna staplar) för varje delmoment.

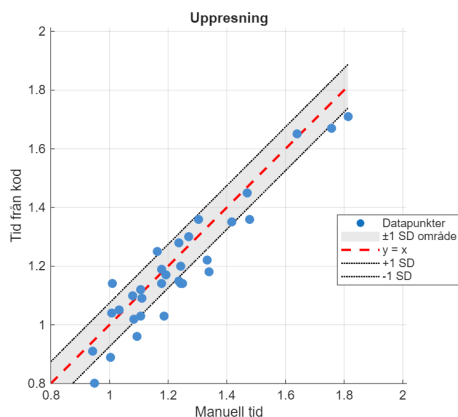
Resultatet i figur 4.5 är presenterad på samma sätt som i avsnitt 4.1.1.

Det största relativa felet observeras under den andra vändningen. Där är dock algoritmens avvikelse mindre än den manuella variationen, med en differens på ungefär 2,1%. Vid den första vändningen är förhållandet det motsatta; där överstiger segmenteringens avvikelse den manuella variationen med cirka 2,44%.

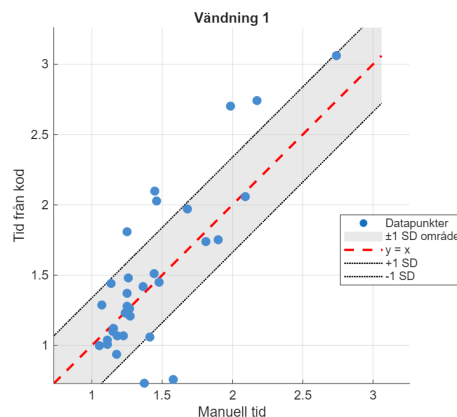
Även för uppresningen och testets totala tidsåtgång är algoritmens felmarginall lägre än den mänskliga spridningen. För nedsittningen är de två felmått i stort sett likvärdiga, med en marginell skillnad på cirka 1%.

4.2.2 Överensstämmelse mellan algoritm och manuell referens

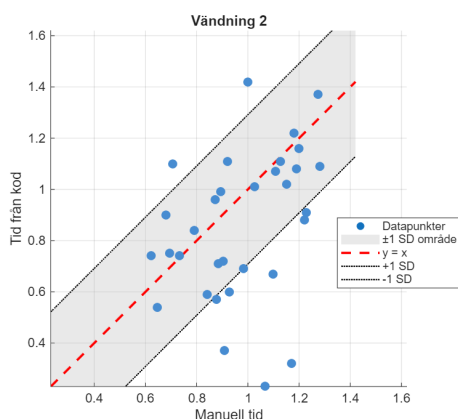
Resultatet i figur 4.6 är presenterat på samma sätt som i avsnitt 4.1.2.



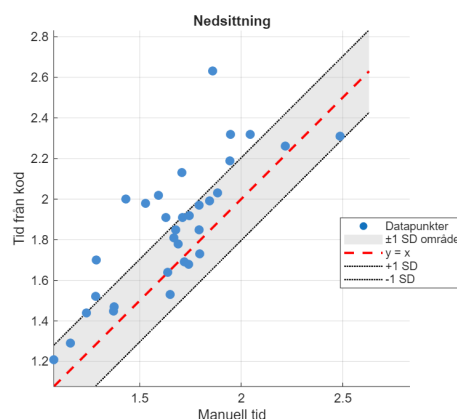
(a) Datapunkter från uppresningsmomentet.



(b) Datapunkter från första vändningen.



(c) Datapunkter från andra vändningen.



(d) Datapunkter från nedsittningsmomentet.

Figur 4.6: (a)–(d) visar datapunkter för manuella referens-tider (x -axel) och motsvarande tider erhållna från den automatiserade metoden (y -axel) för varje segment av TUG-testet. Den streckade röda linjen är referenslinjen ($y = x$). Tiderna är i sekunder (s).

Uppresningsfasen, som illustreras i figur 4.6a, uppvisar en hög överensstämmelse där merparten av datapunkterna befinner sig inom eller i nära anslutning till standardavvikelsen. För nedsittningen är överensstämmelsen något lägre, men mätdata uppvisar i stället en konstant förskjutning. Detta framgår av att majoriteten av datapunkterna ligger väl samlade ovanför referenslinjen, vilket tyder på att algoritmen systematiskt överskattar tiden för momentet.

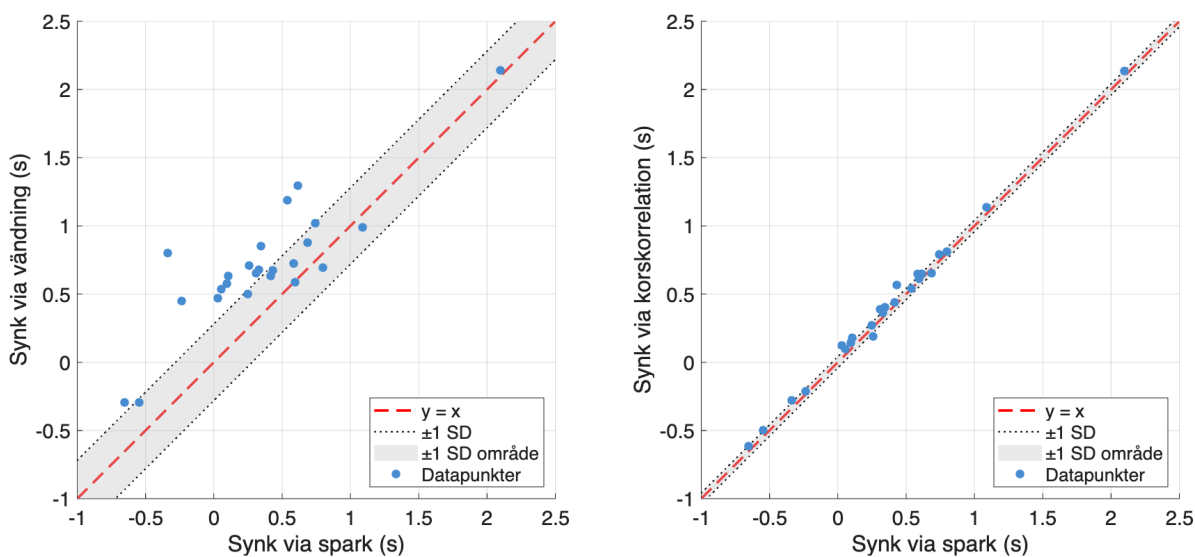
De båda vändningsmomenten uppvisar generellt en större spridning, varav den andra vändningen har den högsta variationen. Även vid den första vändningen finns en

tendens till att algoritmen överestimerar tidsåtgången, i och med att en stor andel av datapunkterna placerar sig ovanför referenslinjen. För den andra vändningen är spridningen mer slumpmässig och något motsvarande mönster kan inte utläsas.

4.3 Synkronisering av radar och IMU

För att utvärdera synkroniseringen mellan radar- och IMU-sensorerna användes totalt 24 tester. Urvalskriteriet var att testerna innehöll en inledande spark, som användes som referens, samt att giltig mätdata fanns tillgänglig från båda systemen. De fullständiga resultaten från dessa metoder redovisas i appendix A.3.

Eftersom sparken genererar ett mycket tydligt referensutslag användes denna som utgångspunkt för att utvärdera noggrannheten hos de övriga två metoderna. Detta gjordes genom att beräkna den absoluta tidsdifferensen mellan respektive metod gentemot referensen. Resultatet visade att MAE och standardavvikelse för synkronisering med vändning var $0.362\text{ s} \pm 0.208\text{ s}$. Motsvarande MAE och standardavvikelse för korskorrelationsmetoden var $0.048\text{ s} \pm 0.028\text{ s}$. Fördelningen av dessa visualiseras i figur 4.7a och 4.7b.



(a) Tider för synkronisering via vändningen gentemot referensen.

(b) Tider för synkronisering via korskorrelation gentemot referensen.

Figur 4.7: Förhållandet mellan referenstiden (x -axel) och motsvarande tid från synkroniseringsmetoder (y -axel). Den streckade röda linjen är referenslinjen ($y = x$). Det skuggade området motsvarar standardavvikelse (SD).

5

Diskussion

I följande avsnitt diskuteras den metod och det resultat som presenterats tidigare i rapporten. Robustheten hos segmenteringsalgoritmen och synkroniseringen diskuteras utifrån det erhållna resultatet. Även projektets begränsningar och felkällor diskuteras. Avslutningsvis diskuteras framtida arbete och vidareutveckling av projektet.

5.1 Analys av segmenteringsmetod, referensdata och resultat

Resultaten från segmenteringen uppvisar en relativt stor variation mellan de manuella tidtagningarna. Detta indikerar att testets start- och slutpunkter är svårdefinierade, trots att projektgruppen på förhand fastställt generella definitioner för samtliga moment. Det finns därför också en osäkerhet även i de referensvärden som använts för att utvärdera algoritmen. Vid framtagandet av referensdata användes medelvärdet av tre tidtagningar för att minimera risken för bedömningsbias. Detta medelvärde ansågs utgöra den mest tillförlitliga approximationen av en objektiv sanning. För att förbättra metoden och få ett bättre referensvärde kan fler personer manuellt segmentera testerna, då ett medelvärde som endast baseras på tre tidtagningar inte är tillräckligt nyanserat. Möjligtvis även använda sig av fysioterapeuter som utför segmenteringen för att få en mer professionell åsikt. Trots att medelvärdet fungerar som den huvudsakliga referensen är variationen mellan tidtagarna fortfarande intressant att kolla på. Den stora manuella variationen visar att det är utmanande att utvärdera den automatiserade segmenteringens precision. I de fallen där segmenteringsalgoritmens avvikelse är i samma storleksordning som variationen kan det betraktas som att algoritmen presterar i nivå med den mänskliga annoteringskonsistensen.

Den automatiserade metoden gav bäst resultat för uppresningen, där metoden var nästan hälften så stor som den manuella variationen. Detta kan bero på att uppresningen är ett mer välavgränsat moment med tydligare start- och slutpunkter än testets övriga delar. Eftersom rörelsen inleds med att personen lutar sig framåt, var det enkelt att identifiera och markera detta som startpunkt. På samma sätt var det enkelt att detektera slutet, då personens första steg avslutar momentet. Även den

totala tiden för hela TUG-testet uppvisade goda resultat med en lägre avvikelse än den manuella variationen.

För tester med både äldre dräkt och med forskningspersoner var den första vändningen mest utmanande att segmentera. Detta kan förklaras av flera faktorer. Dels så finns det många olika sätt att utföra en vändning på, vilket gör det svårt att utveckla en generell algoritm som fungerar i samtliga fall. För att vändningens start ska kunna identifieras krävs att fotmarkören uppnår en viss hastighet i y-led, men detta sker inte alltid då vissa personer vänder sig i ett och samma steg. Det har även varit svårt för den automatiserade metoden att exakt identifiera vilket steg som markerar slutet på vändningen. Enligt gruppens definition skulle vändningen anses avslutad vid det första steget i x-riktning utan samtidig rörelse i y-led. I praktiken visade detta sig vara svårt att upptäcka, särskilt när personen tog ett litet eller långsamt steg i x-led. Ett sådant steg kunde ofta uppfattas vid manuell observation, men gav inte alltid en tillräckligt tydlig signal för att den automatiserade metoden skulle registrera det. Eftersom det redan vid visuell granskning var utmanande att avgöra exakt när vändningen upphörde, blev det också svårt att utveckla en algoritm som kunde identifiera samma händelse på ett tillförlitligt sätt.

En annan sak som kan påverka den hur väl metoden automatiskt registrerar den första vändningen är svängradien. Om en person har en stor svängradie och går snett i förhållande till x-axeln så ger det ett litet utslag i y-led hela tiden. Det kan leda till att det inte blir en tydlig hastighetsökning i y-led vid vändningen vilket gör det svårt för algoritmen att identifiera starten. Exempel på olika vändningsmönster ses i appendix [A.4](#).

Den andra vändningen och nedsittningen utfördes av många forskningspersoner i en sammanhängande rörelse, vilket gjorde det utmanande att avgöra exakt var det ena momentet slutade och det andra började. Detta ledde till att de två momenten ofta överlappade och därför kan de betraktas som ett sammanslaget moment i framtida forskning. Om dessa behandlas som ett enda moment går det att se i resultatet att segmenteringen troligtvis hade presterat bättre. Det beror på att den automatiserade segmenteringen identifierar starten för den andra vändningen och slutet för nedsittningen med en lägre avvikelse än den manuella variationen. En sammanslagning skulle därmed kunna leda till att även den totala tiden för det kombinerade momentet fick en lägre avvikelse.

Inledningsvis undersöktes höftmarkörerna för att identifiera vändningarna, då de bedömdes kunna ge en tydlig indikation på dessa moment. På grund av hur MoCap-kamerorna var monterade skymdes höftmarkörerna periodvis av forskningspersonernas armar. Detta gjorde att de inte kunde registreras utan avbrott, särskilt under vändningarna. Som ett resultat av detta blev insamlad data ofullständig och krävde interpolering, vilket skapade felaktiga värden och gjorde data opålitlig. Därefter undersöktes både fot- och ankelmarkörerna. Fotmarkörerna gav tydligare och tidigare utslag än ankelmarkörerna. Det eftersom foten kan rotera i y-led för att initiera

en sväng, medan ankeln endast ger utslag i x-led under motsvarande steg. Därför baserades segmenteringen primärt på data från fotmarkörerna.

Algoritmen för segmenteringen bygger på att identifiera rörelser som överstiger specifika tröskelvärden i olika riktningar. De använda tröskelvärdena bestämdes empiriskt utifrån den insamlade testdata. Inledningsvis undersöktes konstanta hastighetsvärden som tröskel. Detta fungerade väl för uppresningen, vilket sannolikt beror på att rörelsen alltid inleds från ett stilla tillstånd och att själva uppresningen utförs likartat mellan olika personer. För de resterande segmenten gav fasta tröskelvärden sämre resultat eftersom vändningarna utförs på mer varierande sätt, samt att de inte är isolerade moment som startar från ett stillastående tillstånd. Att olika tröskelvärden för höger respektive vänster fot användes, och fungerade bäst, kan bero på att majoriteten av forskningspersonerna vände åt samma håll. Detta betyder att många testerna har snarlika rörelsemönster, som tröskelvärdena då anpassas för. I framtida arbete hade det därför varit relevant att samla mer data som innefattar alla variationer av vändningar och därefter undersöka om mer generella tröskelvärden kan användas. Med hänsyn till den begränsade tidsramen för projektet har tröskelvärdena inte kunnat optimeras fullt ut. Vidare hade det i framtida arbete varit intressant att undersöka alternativa segmenteringsmetoder som inte bygger på fördefinierade tröskelvärden.

Den automatiserade segmenteringen kan vara känslig för hur MoCap-systemet kalibreras samt hur rummets koordinatsystem placeras i förhållande till hur forskningspersonerna går. Algoritmen använder rörelsedata i x-, y- och z-led och utgår från att x-axeln löper parallellt med gångriktningen. Om rummets koordinatsystem placeras snett i förhållande till gångriktningen blir den insamlade data missvisande. Detta leder till att segmenteringen blir mindre träffsäker eller helt felaktig. Detta liknar problemet som uppstod om forskningspersonen går med stor svängradie. Denna felkälla undveks genom att märka ut L-ramens placering med klisterlappar på golvet.

Sammanfattningsvis ger den automatiserade metoden lovande resultat vid segmentering av TUG-testet. Det finns fortfarande faktorer som inte fungerar helt optimalt, framför allt när det gäller vändningarna. Trots detta ligger resultaten i nivå med den variation som finns mellan manuella tidtagningar.

5.2 Analys av synkronisering av radar och IMU

Resultatet visade att korskorrelationsmetoden uppvisade en betydligt bättre överensstämmelse med referensen än vändningsmetoden. Den högre osäkerheten hos vändningsmetoden kan sannolikt förklaras av att systemen mäter olika storheter. Radarn registrerar avståndet mellan sig själv och forskningspersonen, medan IMU:erna mäter rotation genom vinkelhastighet. Under projektet var en svårighet att identifiera vändningsmomentet för olika personer, då detta moment ser annorlunda ut beroende på forskningsperson. Liknande problem har även rapporterats i tidigare projekt [10]. Vändningen kunde observeras relativt tydligt i IMU-data, medan mot-

svarande förändring i radardata var mindre framträdande. Detta kan förklaras av att radardata inte kan urskilja lika små rörelseförändringar som IMU:erna kan.

Korskorrelationsmetoden visade mer konsekventa resultat, eftersom den bygger på en jämförelse av hastighetsdata från olika sensorer. Metoden utnyttjar hela signalens informationsinnehåll och påverkas därför mindre av enstaka avvikelser i signalen

5.3 Begränsningar

Under projektets gång har vissa logistiska och tidsmässiga begränsningar påverkat arbetets förlopp. En central utmaning var beroendet av MoCap-labbet, där fördröjd åtkomst och begränsade bokningstider försköt starten av datainsamlingen. Dessutom levererades ålderssimuleringsdräkten senare än beräknat. Utöver lokal-tillgången fanns en brant inlärningskurva för att hantera och synkronisera de tre mätsystemen (MoCap, radar och IMU), vilket innebar att oväntat mycket projekt-tid fick läggas på teknisk felsökning och kalibrering.

Ytterligare en begränsning var rekryteringen av forskningspersoner, vilken genomfördes sent i projektet. För att uppnå högre klinisk relevans hade det varit önskvärt att inkludera en primärt äldre testgrupp, men projektet begränsades i huvudsak till unga eller medelålders friska deltagare. Dessutom genomfördes testerna relativt sent i projektets tidsplan, vilket begränsade tiden för analys och bearbetning av data.

5.4 Felkällor

En möjlig felkälla är MoCap-kamerornas placering i rummet. Kamerorna är placerade relativt högt och i vissa fall i vinklar som kan begränsa synfältet. Detta medför att vissa av de placerade markörerna på kroppen ibland inte registreras av alla kameror. Dessutom kan markörer skymmas av kroppens rörelser, exempelvis skymmer armsvingar markörerna på höfterna, vilket kan påverka datakvaliteten. Detta leder till bortfall eller brus i den insamlade data.

Forskningspersonerna bads under datainsamlingen att gå så "naturligt" som möjligt. Då hela situationen är ganska tillgjord kan detta leda till att ett "naturligt" gångsätt inte blir så naturligt, vilket påverkar data. Detta är en potentiell felkälla vid utveckling av metoden, som baseras på den insamlade data. Om forskningspersonen även vänder åt "fel håll" utifrån placeringen av IMU-sensorena på höft och fot (alltså vilken sida av kroppen de sitter på) kan även detta påverka resultatet.

5.5 Framtida forskning

Resultatet från detta projekt har gett värdefulla insikter för forskning kring ämnet. En del nya insikter har arbetats fram, men behovet av ytterligare forskning för att uppnå en mer heltäckande förståelse kvarstår. Nedan finns förslag på vidare forskning som gruppen inte haft möjlighet att undersöka eller som stod utanför projektets omfattning.

Ett intressant område för framtida arbete är att utöka datainsamlingen från radarenheten till ytterligare en riktning, det vill säga tvådimensionellt istället för endimensionellt. Detta skulle kunna generera mer information kring exempelvis vändningarna i TUG-testet. Den andra radarenheten behöver då stå vinkelrätt mot gångriktningen. Detta hade genererat värdefull information i bedömningen av personens gång- och balansförmåga, men framförallt även vid segmenteringen av testet. Detta kan vara relevant då även IMU- och radardata ska segmenteras i framtiden.

En annan vidare forskning är att använda en global tid (timestamp) vid synkronisering av IMU-sensorerna och radarenheten. Vid datainspelning tilldelas varje mätpunkt en timestamp som motsvarar den globala tiden vid den mätpunkten, vilket skapar möjlighet att analysera och jämföra data mellan flera system. Genom att jämföra timestamps från respektive enhet kan en mer noggrann synkronisering uppnås, samtidigt som eventuella tidsförskjutningar kan identifieras och korrigeras. För att detta ska vara möjligt krävs en hög tidsupplösning inom varje system.

Detta projekt har använt tre olika system som tillsammans samlat in värdefull data, men andra system och metoder för datainsamling finns. Med hjälp av exempelvis trycksensorer i skosulorna skulle belastning i fötterna kunna detekteras. Om en person är på väg att tappa balansen eller haltar belastas foten olika än vid normal gång, vilket skulle synas på den insamlade data. Detta skulle ge värdefull information vid bedömning av en persons gång- och balansförmåga.

När det finns en pålitlig metod för att samla in data under TUG-testet kan användningen av Artificiell Intelligens (AI) och maskininlärning vidareutvecklas. I framtiden skulle AI-modeller kunna tränas på data från både IMU och radar för att lära sig bedöma en persons gång- och balansförmåga. Genom att lära sig mönster och upptäcka avvikelser i gångstilen skulle tekniken kunna avlasta fysioterapeuter.

Slutligen finns det även potential att använda den redan insamlade data till annan analys. Även om detta projekt främst fokuserat på vissa specifika parametrar, innehåller datamängden information som möjliggör analys av ytterligare aspekter, såsom exempelvis steglängd och kadens. Denna typ av analys skulle kunna ge ytterligare insikter i gångmönster och därmed bidra till en mer detaljerad bedömning av en persons gång- och balansförmåga.

6

Slutsats

Detta kandidatarbete har utgjort det första steget mot en sensorfusionsbaserad automatisering av TUG-testet med sensorteknik. Arbetet fokuserade huvudsakligen på: (1) datainsamling, (2) synkronisering mellan IMU- och radarsensorer samt (3) etablering av ground truth baserad på MoCap-data.

Resultaten visade sig vara lovande för båda delarna. Det visade att den signalbaserade metoden fungerade väl för tidsmässig synkronisering mellan IMU- och radarsensorerna, vilket är avgörande för fusion av data från dessa två typer av sensorer.

Felet från den automatiserade segmenteringsmetoden var jämförbart med den interbedömarvariation som observerades mellan de manuella annoteringarna, vilket tyder på att metoden presterar inom den osäkerhetsnivå som är förknippad med mänsklig bedömning. Detta innebär att den utvecklade metoden möjliggör en snabb och relativt enkel etablering av ground truth för segmentering av TUG-testet baserad på MoCap-data, vilket kan användas för framtida utvärdering av sensorfusionsmetoder.

Sammanfattningsvis har arbetet i stor utsträckning bidragit till den framtida utvecklingen inom forskningsprojektet, inte minst genom den utvecklade metodiken. Den insamlade data samt de erfarenheter som genererats under arbetets gång ger viktiga insikter för framtida arbete.

Litteraturförteckning

- [1] R. Soubra, F. Mourad-Chehade och A. Chkeir, "Automation of the Timed Up and Go Test Using a Doppler Radar System for Gait and Balance Analysis in Elderly People," *Journal of Healthcare Engineering*, 2023. DOI: [10.1155/2023/2016262](https://doi.org/10.1155/2023/2016262).
- [2] Region Stockholm, *Rörelsenedsättning*. URL: <https://www.habilitering.se/kunskap-och-stod/kort-om-funktionsnedsattningar/rorelsenedsattning/>.
- [3] S. L. James m. fl., "The global burden of falls: global, regional and national estimates of morbidity and mortality from the Global Burden of Disease Study 2017," *Injury Prevention*, årg. 26, s. i3-i11, 2020-10, ISSN: 1353-8047. DOI: [10.1136/injuryprev-2019-043286](https://doi.org/10.1136/injuryprev-2019-043286).
- [4] World Health Organization, *Ageing and health*, 2025. URL: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/ageing-and-health>.
- [5] N. Welch, C. Richter, K. Moran och A. Franklyn-Miller, "Rehabilitation interventions need more than methodological standardisation: an individualised approach," *MJ Open Sport Exerc Med*, årg. 6, 2020. DOI: [10.1136/bmjsem-2020-000899](https://doi.org/10.1136/bmjsem-2020-000899).
- [6] *TIMED UP AND GO Rörelsesekvens*. URL: <https://vardgivare.regionkalmar.se/globalassets/vard-och-behandling/rehabilitering-och-habilitering/rehabilitering/matmetoder-och-bedomningsinstrument/timed-up-and-go-instruktion.pdf>.
- [7] G. Suaning m. fl., "Present and future of gait assessment in clinical practice: Towards the application of novel trends and technologies," *Frontiers in Medical Technology*, 2022-12. DOI: [10.3389/fmedt.2022.901331](https://doi.org/10.3389/fmedt.2022.901331).
- [8] E. Rovini, C. Maremmani och F. Cavallo, "How wearable sensors can support parkinson's disease diagnosis and treatment: A systematic review," *Frontiers in Neuroscience*, årg. 11, nr OCT, s. 288 959, 2017-10, ISSN: 1662453X. DOI: <https://doi.org/10.3389/fnins.2017.00555>.
- [9] X. Zeng, H. Stefán, L. Báruson och A. Sundvall, "Walking Step Monitoring with a Millimeter-Wave Radar in Real-Life Environment for Disease and Fall Prevention for the Elderly," 2022. DOI: [10.3390/s22249901](https://doi.org/10.3390/s22249901).
- [10] A. Amid, L. Barberán, R. Celiker, D. Erikmats, Forsberg Gabriel och Swanmark Linnéa, "Strengthening person-centered rehabilitation using a biomedical radar," Institutionen för Elektroteknik, Chalmers, Göteborg, tekn. rapport, 2024. URL: <http://hdl.handle.net/20.500.12380/307717>.

- [11] G. Prisco m. fl., "Validity of Wearable Inertial Sensors for Gait Analysis: A Systematic Review," 2024. DOI: [10.3390/diagnostics15010036](https://doi.org/10.3390/diagnostics15010036).
- [12] S. Studenski, "Gait Speed and Survival in Older Adults," *JAMA*, årg. 305, nr 1, s. 50, 2011-01, ISSN: 0098-7484. DOI: [10.1001/jama.2010.1923](https://doi.org/10.1001/jama.2010.1923).
- [13] R. B. Davis, "Reflections on clinical gait analysis," *Journal of Electromyography and Kinesiology*, årg. 7, nr 4, s. 251–257, 1997-12, ISSN: 10506411. DOI: [10.1016/S1050-6411\(97\)00008-4](https://doi.org/10.1016/S1050-6411(97)00008-4).
- [14] A. Shumway-Cook, S. Brauer och M. Woollacott, "Predicting the Probability for Falls in Community-Dwelling Older Adults Using the Timed Up & Go Test Get access Arrow," *Physical Therapy*, årg. 80, nr 9, 2000-09, ISSN: 0031-9023. DOI: [10.1093/ptj/80.9.896](https://doi.org/10.1093/ptj/80.9.896).
- [15] A. Bordat m. fl., "Toward Automated Fall Risk Assessment: Validation of an FMCW Radar-Based Timed Up and Go Test," *IEEE Transactions on Radar Systems*, årg. 3, s. 1086–1102, 2025, ISSN: 2832-7357. DOI: [10.1109/TRS.2025.3594236](https://doi.org/10.1109/TRS.2025.3594236).
- [16] A. Shumway-Cook, S. Brauer och M. Woollacott, "Predicting the probability for falls in community-dwelling older adults using the timed up and go test," *Physical Therapy*, årg. 80, nr 9, s. 896–903, 2000, ISSN: 00319023. DOI: [10.1093/ptj/80.9.896](https://doi.org/10.1093/ptj/80.9.896). URL: <https://www.scopus.com/pages/publications/0033822729?origin=scopusAI>.
- [17] Maja Petersson, *Motion Capture (mocap) System*, 2025-12. URL: <https://www.humlab.lu.se/sv/utbildning/grupphandledning/motion-capture-mocap-system/>.
- [18] Y. Liao, A. Vakanski, M. Xian, D. Paul och R. Baker, "A review of computational approaches for evaluation of rehabilitation exercises," *Computers in Biology and Medicine*, årg. 119, s. 103687, 2020-04, ISSN: 18790534. DOI: [10.1016/j.combiomed.2020.103687](https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2020.103687).
- [19] Ella McAleese, *The Role of Motion Capture in Diagnosing and Treating Musculoskeletal Conditions*, 2024-07. URL: <https://search.mskdoctors.com/doctors/ella-mcaleese/articles/the-role-of-motion-capture-in-diagnosing-and-treating-musculoskeletal-conditions>.
- [20] Adobe Inc., *What is motion capture?* 2026. URL: <https://www.adobe.com/uk/creativecloud/animation/discover/motion-capture.html>.
- [21] S. Maragathasundari, R. S. Somasundaram, C. Aruna, R. Vanalakshmi och C. Swedheetha, "Analysis on the execution measures of the queuing in radar data connection," i *AIP Conference Proceedings*, vol. 2802, 2024. DOI: [10.1063/5.0182609](https://doi.org/10.1063/5.0182609).
- [22] P. D. Groves, *Principles of GNSS, inertial, and multisensor integrated navigation systems*. Artech House, 2013, ISBN: 9781608070053.
- [23] Advanced Navigation, "Inertial Measurement Unit (IMU) – An Introduction," 2023-02. URL: <https://www.advancednavigation.com/tech-articles/inertial-measurement-unit-imu-an-introduction/>.
- [24] R. V. Schulte, E. C. Prinsen, L. Schaake och J. H. Buurke, "Synchronization of wearable motion capture and EMG measurement systems," i *IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*, vol. 2022-July, IEEE Computer

- Society, 2022, ISBN: 9781665488297. DOI: [10.1109/ICORR55369.2022.9896587](https://doi.org/10.1109/ICORR55369.2022.9896587).
- [25] Wolfram MathWorld, *Cross-Correlation Theorem*, 2026-05. URL: <https://mathworld.wolfram.com/Cross-CorrelationTheorem.html>.
- [26] Sandeep Rao, *Introduction to mmwave Sensing: FMCW Radars*. URL: https://www.ti.com/content/dam/videos/external-videos/ko-kr/2/3816841626001/5415203482001.mp4/subassets/mmwaveSensing-FMCW-offlineviewing_0.pdf.
- [27] Wolfgang Moll, *Age simulation suit GERT*, 2026. URL: <https://www.age-simulation-suit.com/>.

A

Appendix

A.1 Resultattabell för tester med äldredräkt

Tabell A.1: Sammanställning av felmått för tester med äldredräkt. Värden anges som medelvärde \pm standardavvikelse där tillgängligt.

Delmoment	MAE \pm SD (s)	MV \pm SD (s)	Rel. fel (%)	Rel. fel manuell (%)
Uppresning	0.071 \pm 0.063	0.191 \pm 0.102	4.299	11.902
Start uppresning	0.109 \pm 0.063	0.166 \pm 0.053	18.245	27.261
Slut uppresning	0.117 \pm 0.030	0.209 \pm 0.154	4.043	7.377
Vändning 1	0.556 \pm 0.352	0.408 \pm 0.199	25.671	20.340
Start vändning 1	0.372 \pm 0.277	0.278 \pm 0.111	4.875	3.465
Slut vändning 1	0.361 \pm 0.246	0.291 \pm 0.185	3.299	2.768
Vändning 2	0.314 \pm 0.206	0.217 \pm 0.140	21.396	14.560
Start vändning 2	0.241 \pm 0.170	0.191 \pm 0.078	1.751	1.333
Slut vändning 2	0.197 \pm 0.138	0.126 \pm 0.079	1.236	0.800
Nedsittning	0.189 \pm 0.142	0.251 \pm 0.149	8.918	12.244
Start nedsitt	0.154 \pm 0.057	0.176 \pm 0.089	0.982	1.128
Slut nedsitt	0.132 \pm 0.068	0.236 \pm 0.150	0.741	1.339
Total tid	0.205 \pm 0.094	0.240 \pm 0.173	1.275	1.549

A.2 Resultattabell för forskningspersoner

Tabell A.2: Sammanställning av felmått för tester på forskningspersoner. Värden anges som medelvärde \pm standardavvikelse där tillgängligt.

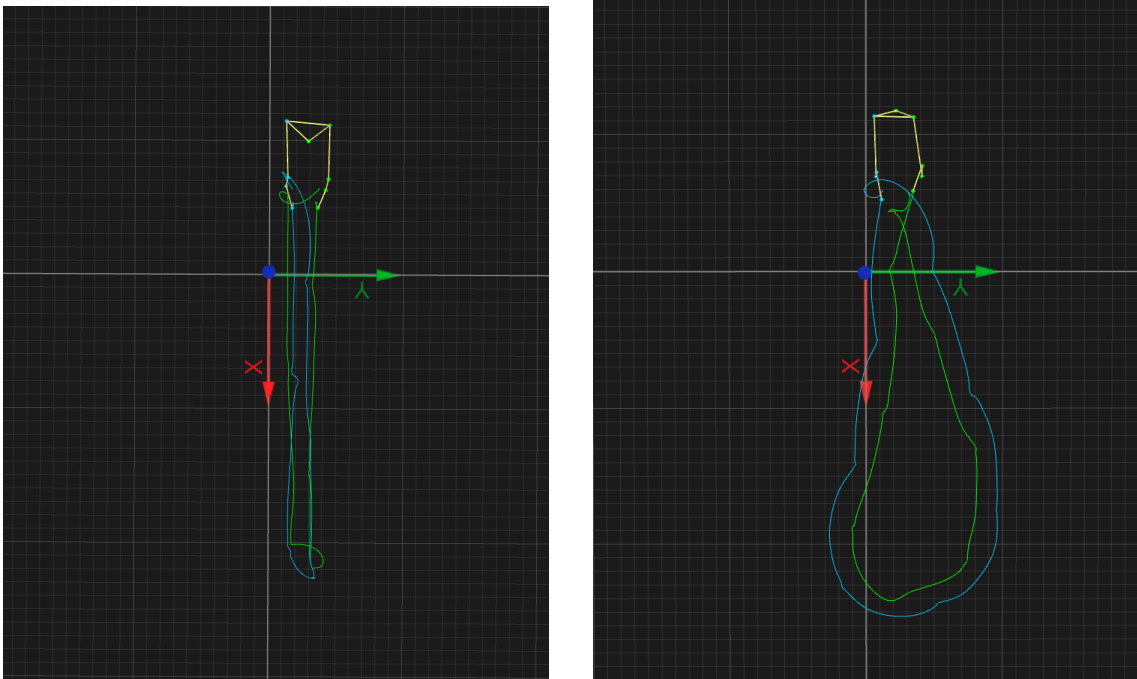
Delmoment	MAE \pm SD (s)	MV \pm SD (s)	Rel. fel (%)	Rel. fel manuell (%)
Uppresning	0.071 \pm 0.047	0.133 \pm 0.084	5.889	11.058
Start uppresning	0.134 \pm 0.051	0.093 \pm 0.057	9.423	5.655
Slut uppresning	0.181 \pm 0.057	0.103 \pm 0.051	5.677	3.278
Vändning 1	0.239 \pm 0.241	0.191 \pm 0.103	16.221	13.788
Start vändning 1	0.120 \pm 0.132	0.098 \pm 0.056	1.832	1.584
Slut vändning 1	0.239 \pm 0.272	0.150 \pm 0.094	3.084	1.970
Vändning 2	0.227 \pm 0.214	0.227 \pm 0.164	23.473	25.553
Start vändning 2	0.153 \pm 0.131	0.166 \pm 0.113	1.558	1.634
Slut vändning 2	0.143 \pm 0.139	0.174 \pm 0.189	1.232	1.518
Nedsittning	0.216 \pm 0.172	0.206 \pm 0.122	13.386	12.393
Start nedsitt	0.194 \pm 0.153	0.107 \pm 0.075	1.681	0.927
Slut nedsitt	0.130 \pm 0.088	0.177 \pm 0.121	0.990	1.310
Total tid	0.173 \pm 0.135	0.211 \pm 0.140	1.628	1.898

A.3 Tidsfördröjningar enligt olika metoder för synkronisering

Figur A.1: Resultat av uppskattade tidsfördröjningar vid synkronisering via vändningsmetoden gentemot korskorrelationsmetoden för alla giltiga tester.

Testnummer	Synk via spark (s)	Synk via vändning (s)	Synk via korskorrelation (s)	spark - vändning (s)	spark - korskorrelation (s)
1	0.259	0.71	0.189	0.452	0.07
2	0.345	0.851	0.404	0.506	0.059
3	-0.547	-0.293	-0.498	0.255	0.049
4	-0.34	0.801	-0.28	1.142	0.06
5	-0.237	0.449	-0.214	0.685	0.023
6	-0.653	-0.294	-0.613	0.359	0.04
7	0.106	0.632	0.177	0.526	0.071
8	0.246	0.501	0.272	0.255	0.026
9	0.414	0.631	0.44	0.217	0.027
10	0.093	0.576	0.145	0.484	0.053
11	0.796	0.695	0.812	0.101	0.016
12	0.593	0.585	0.612	0.008	0.019
13	1.087	0.99	1.138	0.097	0.051
14	2.1	2.14	2.138	0.04	0.038
15	0.433	0.676	0.566	0.243	0.133
16	0.616	1.294	0.649	0.678	0.033
17	0.685	0.879	0.651	0.194	0.034
18	0.582	0.723	0.646	0.141	0.064
19	0.055	0.536	0.099	0.481	0.044
20	0.54	1.19	0.539	0.65	0.001
21	0.027	0.468	0.121	0.441	0.094
22	0.31	0.651	0.388	0.341	0.078
23	0.332	0.679	0.365	0.347	0.033
24	0.744	1.02	0.791	0.276	0.047

A.4 Exempel på två typer av vändningsmönster



(a) Rak vändning med liten svängradie. (b) Vändning med stor svängradie.

Figur A.2: Figuren visar rörelsebanorna för höger och vänster fotmarkör under hela testet för två olika typer av vändningar med varierande svängradie.

INSTITUTIONEN FÖR ELEKTROTEKNIK
CHALMERS TEKNISKA HÖGSKOLA
Göteborg, Sverige
www.chalmers.se



CHALMERS
UNIVERSITY OF TECHNOLOGY