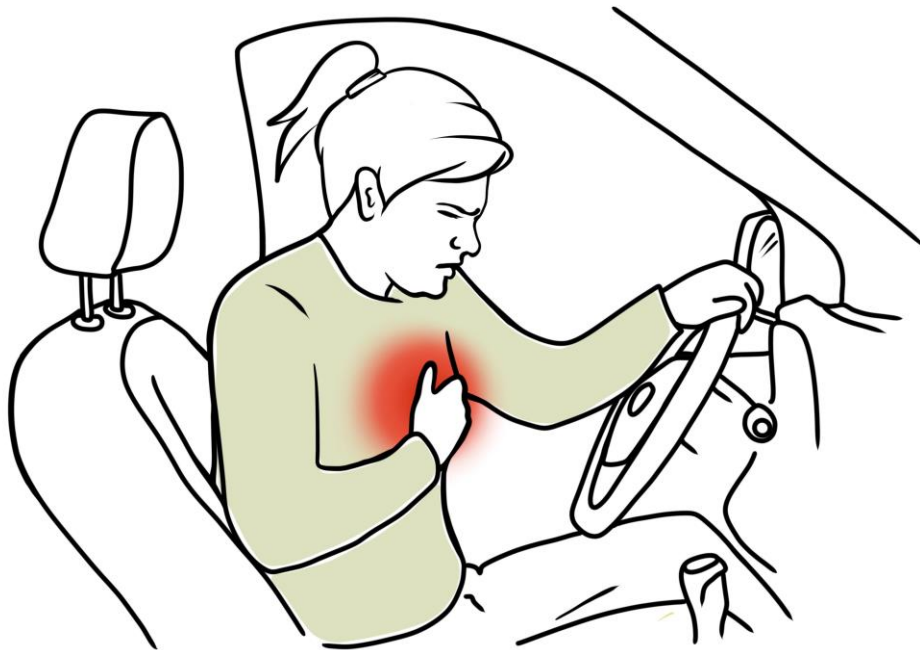


INSTITUTIONEN FÖR ELEKTROTEKNIK

Signalbehandling och medicinsk teknik | Medicinska signaler och system | Care@Distance

Slutrapport i projektet CARdio – Detektion av plötslig kardiovaskulär sjukdom hos förare, en genomförbarhetsstudie

Anna Sjörs Dahlman, Kaj Lindecrantz, Bengt Arne Sjöqvist, Stefan Candefjord



Sammanfattning

En relativt stor andel av dödsfallen som sker på svenska vägar beror på plötslig sjukdom hos föraren och majoriteten av dessa beror på hjärt-kärlsjukdom. Att kunna upptäcka och hantera dessa plötsliga händelser skulle kunna rädda många liv i trafiken. Olika typer av förarövervakningssystem finns redan i nya fordon och exempelvis organisationer som Euro NCAP betonar att nästa generation av förarmonitoreringssystem bör kunna detektera och hantera olika sjukdomstillstånd. I litteraturen finns än så länge ett begränsat antal studier som har studerat detektion av kritiska medicinska tillstånd i fordon.

Huvudsyftet i projektet var att undersöka möjligheten att detektera plötslig kardiovaskulär sjukdom hos förare genom att mäta EKG och hjärtfrekvens via sensorer i fordonet. Projektet var en genomförbarhetsstudie där det ingick att inhämta kunskap om vad som redan gjorts och görs inom området, att utvärdera möjligheten att anpassa dessa teknologier för användning i fordon samt att sammanväga detta till en helhetsbedömning.

Inom ramen för projektet genomfördes en litteraturstudie med syftet att undersöka kunskapsläget kring mätning av vitalparametrar i fordon. Detta lade grunden för en generell bedömning av genomförbarhet och inriktning för fortsatt forskning och utveckling inom området. Fortsättningsvis genomfördes två delarbeten där det ena syftade till att utveckla en detektionsalgoritm för plötslig hjärtkärlsjukdom som fungerar med mätningar som gjorts med enkelavlednings-EKG och pulsmätningar och det andra undersökte hur brus, störningar och avbrott i mätningar av hjärtfrekvens påverkar möjligheten att detektera plötslig sjukdom i verklig körning.

Resultaten visade att det finns stora utmaningar med att bygga ett användbart system för detektion av plötslig kardiovaskulär sjukdom hos förare och mycket utvecklingsarbete kvarstår. Givet att det finns en EKG-signal med bra kvalitet så är möjligheterna att detektera hjärtinfarkt goda och en pulssignal med bra kvalitet möjliggör detektion av arytmier hos förare. Det krävs fortfarande utvecklingsarbete för att säkerställa tillräckligt bra sensitivitet och specificitet vid verkliga sjukdomsfall. Det största hindret är dock att tekniker för tillförlitlig mätning av EKG-morfologi och hjärtfrekvens i fordonsmiljö ännu inte finns tillgängliga. Arytmier går att upptäcka med exempelvis bröstband och pulsklocka. Sensorer som inte bärs av föraren utan finns integrerade i fordonet är känsliga för brus och störningar. Om det ska vara möjligt att detektera plötsliga sjukdomar i fordon krävs att fler vitalparametrar undersöks och att flera mätsystem samarbetar för att ge tillförlitligt underlag.

Abstract

CARdio – Detection of sudden cardiovascular sickness in drivers, a feasibility study

A relatively large proportion of fatalities on Swedish roads are due to sudden illness in drivers, with the majority of these cases attributed to cardiovascular disease. Being able to detect and manage these sudden events could save many lives. Various types of driver monitoring systems already exist in new vehicles, and organizations like Euro NCAP emphasize that the next generation of driver monitoring systems should be able to detect and manage sudden sickness in drivers. However, only a limited number of studies have examined the detection of critical medical conditions in vehicles to date.

The main aim of this project was to investigate the possibility of detecting sudden cardiovascular disease in drivers by measuring ECG and heart rate through sensors in the vehicle. The project was a feasibility study, which included gathering knowledge about what has already been done and is currently being done in the field, assessing the potential to adapt these technologies for in-vehicle use, and consolidating this information into a comprehensive assessment.

As part of the project, a literature review was conducted to assess the current state of knowledge regarding the measurement of vital parameters in vehicles. This review formed the basis for a general assessment of feasibility and direction for further research and development in the field. Subsequently, two sub-studies were conducted: one focused on developing an algorithm to detect sudden cardiovascular disease that works with single-lead ECG and pulse measurements, and the other examined how noise, interference, and interruptions in heart rate measurements affect the ability to detect sudden illness during real driving conditions.

The results showed that there are significant challenges in building a functional system to detect sudden cardiovascular disease in drivers, and substantial development work remains. Provided there is a high-quality ECG signal, the prospects for detecting heart attacks are promising, and a high-quality pulse signal enables the detection of arrhythmias in drivers. Further development work is required to ensure sufficiently high sensitivity and specificity in real cases of illness. However, the biggest obstacle is that reliable technologies for measuring ECG morphology and heart rate in the vehicle environment are not yet available. Arrhythmias can be detected using wearables such as chest straps and pulse watches. Sensors not worn by the driver but integrated into the vehicle are sensitive to noise and interference. To enable the detection of sudden illnesses in vehicles, more vital parameters need to be examined, and multiple measurement systems need to collaborate to provide reliable data.

Förord

Denna rapport är slutrapport i projektet CARdio – Detektion av plötslig kardiovaskulär sjukdom hos förare, en genomförbarhetsstudie. Projektet har som mål att undersöka möjligheten att detektera plötslig kardiovaskulär sjukdom hos förare genom att mäta EKG och hjärtfrekvens via sensorer i fordonet.

Arbetet i projektet har genomförts i olika aktiviteter. En av dessa är en litteraturstudie med syftet att undersöka kunskapsläget kring mätning av vitalparametrar i fordon. Baserat på vad som gjorts i tidigare studier har en bedömning av lämpliga mättekniker gjorts. I samarbete med kardiolog på Sahlgrenska Universitetssjukhuset har en bedömning av vilken typ av medicinska tillstånd som är relevanta att kunna detektera genomförts. Dessa två aktiviteter syftade till att lägga grunden för en generell bedömning av genomförbarhet och inriktning för fortsatt forskning och utveckling inom området. Fortsättningsvis har två delarbeten genomförts där det ena syftade till att utveckla en detektionsalgoritm för plötslig hjärtkärlsjukdom som fungerar med mätningar som gjorts med enkelavlednings-EKG och pulsmätningar och det andra undersökte hur brus, störningar och avbrott i mätningar av hjärtfrekvens påverkar möjligheten att detektera plötslig sjukdom i verklig körning.

Chalmers tekniska högskola har ansvarat för studien och Statens väg- och transportforskningsinstitut (VTI) har varit projektpartner. Inom ramen för projektet genomfördes två kandidatarbeten på Chalmers tekniska högskola. Författarna vill tacka samtliga studenter som deltog i dessa arbeten, Anton Widengård, David Ruin, Emmy Alvius, Lukas Pettersson, Lukas Wallén, Molly Lundqvist, Joel Andersson, Petter Enlund, Ebba Fredlund, Emma Hedberg, Love Stoopendahl och Stina Ström.

De slutsatser och rekommendationer som uttrycks i rapporten är författarnas egna och speglar inte nödvändigtvis Chalmers eller myndigheten VTI:s uppfattning. Slutrapporten är framtagen med ekonomiskt stöd från Skyltfonden, Trafikverket. Ståndpunkter, slutsatser och arbetsmetoder i rapporten reflekterar författarna och överensstämmer inte med nödvändighet med Trafikverkets ståndpunkter, slutsatser och arbetsmetoder inom rapportens ämnesområde.

Göteborg oktober 2024

Anna Sjörs Dahlman
Projektledare



Innehåll

Sammanfattning	2
Abstract	3
Förord	4
1 Bakgrund	7
2 Syfte	8
3 Litteraturgenomgång	9
3.1 Medicinska/fysiologiska aspekter	9
3.1.1 EKG	9
3.1.2 Puls	10
3.1.3 Andning/andningsfrekvens	10
3.1.4 Elektrodermal aktivitet	10
3.1.5 Andra möjliga tecken	10
3.1.6 Sammanfattning	11
3.2 Mätning av relevanta fysiologiska signaler	11
3.2.1 EKG	12
3.2.2 Ballistokardiografi	12
3.2.3 PPG	12
3.2.4 PPG imaging	13
3.2.5 Radarbaserade metoder	13
3.2.6 Magnetisk induktion	14
3.2.7 Far Infrared Imaging	14
3.3 Signalbehandling	14
3.3.1 Adaptiv brusreducering	14
3.3.2 Sensorfusion	15
4 Delarbete 1	15
4.1 Metod och material	15
4.1.1 Data	15
4.1.2 Algoritmutveckling	16
4.1.3 Utvärdering	16
4.2 Resultat och diskussion	16
5 Delarbete 2	18
5.1 Metod och material	18

5.1.1	Data.....	18
5.1.2	Identifiering av brus och störningar.....	19
5.1.3	Signalbehandling.....	19
5.2	Resultat och diskussion.....	20
5.2.1	Identifiering av brus och störningar.....	20
5.2.2	Reducering av brus och störningar.....	21
5.2.3	Pulsmätningar med bröstband och pulsklocka.....	23
6	Diskussion.....	24
6.1	Trafiksäkerhetsnytta.....	26
6.2	Fortsatt forskning.....	27
6.3	Implementering av resultatet.....	28
7	Slutsatser.....	28
7.1	Genomförbarhet.....	29
8	Referenser.....	29

1 Bakgrund

En relativt stor andel av dödsfallen (>10%)¹ som sker på svenska vägar beror på plötslig sjukdom hos föraren. För att nå nollvisionen behöver man därför kunna hantera när en förare riskerar att förlora kontrollen över fordonet på grund av en plötslig sjukdomshändelse. Majoriteten av de dödsfall i trafiken som orsakats av medicinska tillstånd beror på hjärt-kärlsjukdom men andra plötsliga patologier kan också vara av betydelse. Exempel på sådana är epileptiska anfall, stroke eller TIA (cerebral transient ischemisk attack). Internationell forskning rapporterar att medicinska tillstånd orsakar upp till 13 procent av alla olyckor eller incidenter i trafiken där ambulans tillkallas och nära en tredjedel av dessa är hjärtrelaterade [1]. Studier har visat att mindre än hälften av förarna är kapabla att stanna bilen på egen hand i denna situation [2, 3].

Att kunna upptäcka och hantera dessa plötsliga händelser skulle kunna rädda många liv i trafiken. Olika typer av förarövervakningssystem finns redan i nya fordon och exempelvis organisationer som Euro NCAP betonar att nästa generation av förarmonitoreringssystem bör kunna detektera och hantera olika sjukdomstillstånd. I litteraturen finns än så länge ett begränsat antal studier som har studerat detektion av kritiska medicinska tillstånd i fordon. I detta projekt är kardiovaskulära sjukdomstillstånd huvudfokus men det långsiktiga målet är att möjliggöra detektion av olika typer av plötslig sjukdom.

Projektet är en genomförbarhetsstudie där det ingår att inhämta kunskap om vad som redan gjorts och görs inom området, att utvärdera möjligheten att anpassa dessa teknologier för användning i fordon samt att sammanväga detta till en helhetsbedömning och skiss av hur en första lösning för att hitta selekterat hjärtproblem hos en bilförare skulle kunna se ut.

Hypotesen är att vi kan få information om kardiovaskulära sjukdomstillstånd genom att mäta hjärtfrekvens och/eller genom enklare EKG-mätningar hos föraren via sensorer som är lämpade att använda i en fordonsmiljö. Det är uppenbart att om inga tillförlitliga signaler finns tillgängliga, är det heller inte möjligt att gå vidare med analys och bedömning av hälsotillstånd baserat på sådana signaler. Vägen framåt kommer således att omfatta både medicinska och tekniska frågor. En tillförlitlig lösning måste baseras på vad som är möjligt att mäta i en fordonsmiljö och vad som behövs för att kunna detektera en försämrad hälsa hos föraren. Därför täcker denna förstudie både medicinska och tekniska aspekter. På grund av att dessa sjukdomstillstånd är kritiska och sällsynta är det omöjligt att utvärdera tekniken med riktiga patienter i det här skedet. Angreppssättet i denna studie är att utveckla och utvärdera olika delar av ett detektionssystem för plötslig sjukdom för sig, för att slutligen göra en helhetsbedömning av genomförbarheten.

Kliniskt detekteras hjärtinfarkt och hjärtstillestånd med 12-avlednings-EKG som registreras med hjälp av gel-elektroder som klistras fast på bröstet [4]. Detta är inte möjligt att genomföra i fordon i samband med vardaglig körning. Förarövervakning är därför beroende av att man kan mäta hjärtfrekvens eller enkelavlednings-EKG med teknik som inte stör eller påverkar föraren, exempelvis via elektroder i ratten, sensorer i bältet, sätet eller på annan plats i kupén [5]. Det finns olika typer av

¹ Trafikanalys statistik över vägtrafikskador <https://www.trafa.se/vagtrafik/vagtrafikskador/>

sensorer som är lämpliga att använda i fordon, det kan vara via torra elektroder som mäter EKG eller hjärtfrekvens (puls) när de har kontakt med huden, via ljus (fotopletysmografi), via radarsensorer, kameror, eller andra tekniker. En annan utmaning är att kunna hantera kortare avbrott i mätningarna och störningar som brus eller artefakter på grund av icke-optimala mätförhållanden som kan uppstå under verklig körning.

Nyligen genomförda studier visar att det är möjligt att detektera hjärtinfarkt med enkelavlednings-EKG [6, 7]. Avvikelse i olika vitalparametrar är vanliga timmar före en hjärtinfarkt och tydliga försämringar kan konstateras innan hjärtstopp [8-11]. Det finns möjlighet till överlevnad om man får adekvat vård snabbt.

En utmaning med att mäta kroppens signaler och parametrar, genom bland annat EKG, är att de är väldigt svaga. Det gör att de är extra känsliga för brus och störningar. Fordonsmiljön innebär i det avseendet flera utmaningar som inte återfinns i en klinisk miljö. I ett fordon finns en mängd källor till elektriskt inducerade störningar. Under körning tillkommer dessutom störningar som har sitt ursprung i att förare och sensorer befinner sig i rörelse på grund av vibrationer, krängningar och liknande i samband med körning [4, 12]. Tillförlitliga registreringar förutsätter att de olika typer av brus och störningar som åtföljer nyttosignalerna bemästras. Om det inte låter sig göras äventyras möjligheten att detektera begynnande sjukdom på ett säkert sätt. Till detta kommer att en väl fungerande integrering av mätutrustning viktig för att föraren ska kunna utnyttja denna teknik på bästa sätt.

2 Syfte

Huvudsyftet med detta projekt var att undersöka möjligheten att detektera plötslig kardiovaskulär sjukdom hos förare genom att mäta EKG och hjärtfrekvens via sensorer i fordonet.

Arbetet i projektet har genomförts i olika aktiviteter. En av dessa är en litteraturstudie med syftet att undersöka kunskapsläget kring mätning av vitalparametrar i fordon. Baserat på vad som gjorts i tidigare studier har en bedömning av lämpliga mättekniker gjorts. I samarbete med kardiolog på Sahlgrenska Universitetssjukhuset har en bedömning av vilken typ av medicinska tillstånd som är relevanta och vilka mätbara ledtrådar som fysiologin erbjuder för en möjlig detektion av dessa. Detta syftade till att lägga grunden för en generell bedömning av genomförbarhet och inriktning för fortsatt forskning och utveckling inom området. Fortsättningsvis genomfördes två delarbeten där det ena syftade till att utveckla en detektionsalgoritm för plötslig hjärtkärlsjukdom som fungerar med mätningar som gjorts med enkelavlednings-EKG och pulsmätningar och det andra undersökte hur brus, störningar och avbrott i mätningar av hjärtfrekvens påverkar möjligheten att detektera plötslig sjukdom i verklig körning.

Syftet med delarbete 1 var att utveckla en detektionsalgoritm för plötslig hjärtkärlsjukdom som fungerar med mätningar som gjorts med enkelavlednings-EKG. Stora öppna EKG-databaser med mätningar under pågående hjärtinfarkt användes för utveckling av algoritmer. Målet var att få kunskap om förutsättningarna för att kunna detektera plötsliga kardiovaskulära sjukdomstillstånd enklare EKG/pulsmätningar under kontrollerade förhållanden.

Syftet med delarbete 2 var att undersöka hur brus och störningar i mätningar av hjärtfrekvens påverkar möjligheten att detektera plötslig sjukdom i verklig körning. EKG och pulsmätningar gjorda med olika typer av sensorer i fordon och i labmiljö jämfördes avseende brus och störningar. Målet var att identifiera brus och störningar i signalen för att sedan filtrera bort dessa och framställa en renare EKG- och pulssignal som kan användas i detektionsalgoritmer.

3 Litteraturgenomgång

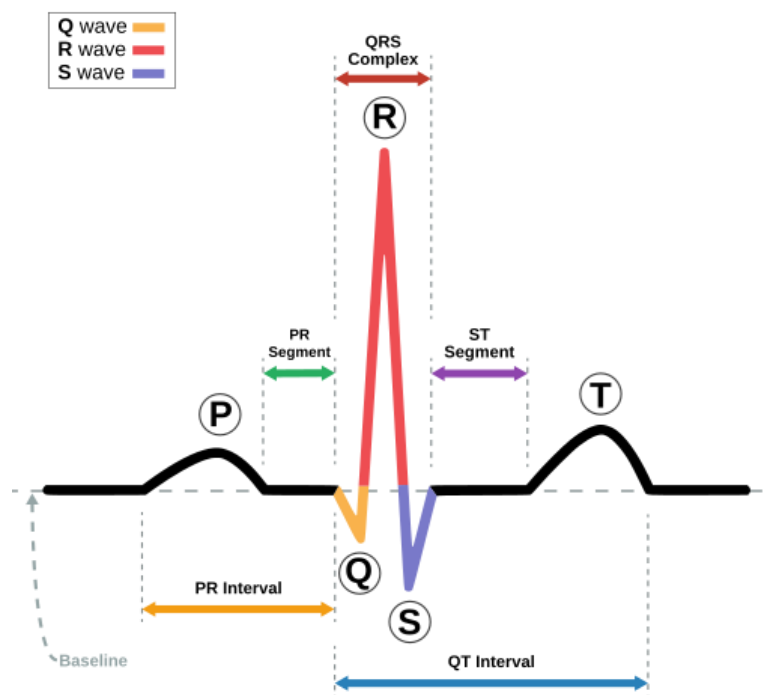
Litteraturgenomgången belyste följande övergripande frågeställningar:

- Vilka vitalparametrar och symptom på plötslig sjukdom är möjliga att mäta på ett icke-invasivt sätt?
- Finns sensorteknologier, sensorfusions- och signalbehandlingsverktyg och analysmetoder tillgängliga för att genomföra sådana mätningar i fordonsmiljö?

3.1 Medicinska/fysiologiska aspekter

3.1.1 EKG

Elektrokardiogrammet (EKG) är den vanligaste signalen vid diagnos av olika hjärttillstånd. EKG:t speglar hjärtats elektriska aktivitet och metoderna för att registrera ett EKG, varierar från multipelavlednings-EKG från väldefinierade elektrodpositioner till enkelavlednings-EKG från en slumpmässig/okänd avledning. En typisk EKG-kurva visas nedan (Figur 1).



Figur 1: De olika vågorna och segmenten i en EKG-signal.

Från ett tolvavlednings-EKG, där elektroderna är placerade i standardiserade positioner, kan mycket omfattande diagnoser av hjärtinfarkt samt diagnoser av andra hjärtrelaterade sjukdomar utläsas. EKG:s morfologi är då ett viktigt inslag i signalen. Ischemi återspeglas vanligtvis tydligast i förändringar i ST-segmentet och T-vågen. Beroende på lokaliseringen av infarkten i hjärtmuskeln är tecknen mer eller mindre synliga i olika avledningar. Därför behövs flera avledningar för en bra detektion av lokal ischemi/infarkt. Hjärtarytmier ses som oregelbundet R-R-intervall och/eller som förlorad synkronisering mellan P-våg och R-våg, och de är viktiga tecken på hjärtproblem. Arytmidetektion är inte lika beroende av många avledningar men sätter andra begränsningar på EKG.

Enkelavlednings-EKG och/eller pulsidentifiering kan vara användbart för att upptäcka vissa akuta sjukdomar. För en mer omfattande diagnostik av olika sjukdomstillstånd rekommenderas användningen av fler avledningar, vilket liknar tillvägagångssättet vid sjukhusdiagnostik med 12-avledning-EKG.

3.1.2 Puls

Om man antar att hjärtarytmi saknas, kan hjärtfrekvensen (Heart Rate, HR), ibland kallad pulsfrekvens eller bara puls, enkelt härledas från en enkel EKG-signal av god kvalitet från en godtycklig avledning. Det finns också flera andra sätt att registrera långsamma förändringar i HR och kortsiktiga, slag-till-slag-variationer i HR, ofta kallad HR-variabilitet (HRV). Eftersom HR och HRV påverkas av en mängd faktorer är de ensamma dåliga indikatorer på hjärtbesvär, men de kan ge kompletterande information till yttre tecken. När hjärtarytmier inte kan uteslutas kan ett enkelavlednings-EKG ge en bekräftelse på förekomsten av arytmier.

3.1.3 Andning/andningsfrekvens

Hjärt- och kärlsjukdomar, hjärtsvikt, påverkar inte bara signaler från hjärtat. Det finns också en tydlig växelverkan mellan andnings- och kardiovaskulära system [13]. Hjärtproblem åtföljs ofta av andnöd och/eller ökad andningsfrekvens [14, 15]. Detta innebär att signaler relaterade till andning, t.ex. andningsfrekvens, kan ge värdefull kompletterande information till förändringar i EKG-morfologi och hjärtfrekvens.

3.1.4 Elektrodermal aktivitet

Elektrodermal aktivitet (EDA) även känd som galvanisk hudrespons (GSR) är en signal baserad på variationen i hudens elektriska motstånd. Hudens motstånd varierar främst på grund av varierande aktivitet hos svettkörtlarna, som styrs av det autonoma nervsystemet, närmare bestämt det sympatiska systemet. Signalen anses återspegla vakenhet och uppmärksamhet (arousal på engelska) och det är en ganska dynamisk signal.

3.1.5 Andra möjliga tecken

Kardiovaskulär kollaps åtföljs alltid av förändringar i blodgaser och blodsyremättnad. I teorin öppnar detta för fler alternativa eller komplementära signaler att övervaka för detektion av plötslig kardiovaskulär sjukdom. Det är förmodligen inte realistiskt att övervaka dessa parametrar i en fordonsmiljö utan stor medverkan av föraren. Möjligen med undantag för syremättnad SaO₂, mätt via

pulsoximetri. Eftersom uppkomsten av en akut hjärthändelse i regel åtföljs av ångest och bröstsmärtor, och i värsta fall medvetslöshet, finns det troligtvis typiska beteende- eller rörelsemönster som kan fungera som indikatorer på en akut sjukdomssituation. Huruvida dessa tecken kan detekteras tillförlitligt återstår att undersöka.

3.1.6 Sammanfattning

Den kunskap som hämtats från litteraturen har kompletterats med diskussion med kliniker/kardiolog. Och när det gäller medicinska tecken, fysiologiska mätningar, säger nuvarande kunskapsläge oss att signaler/data som erbjuder möjligheter att upptäcka omedelbart försämrad hälsa, särskilt hjärt-kärlsjukdom, kan sammanfattas som:

1. Fleravlednings-EKG, helst tolv avledningar
2. Enkelavlednings-EKG, helst avledning II (höger arm – vänster ben), men vilken annan avledning som helst kan ge värdefull information
3. Hjärtfrekvens detekterad baserat på andra metoder än EKG. Tillåter helst beat-to-beat-analys, men genomsnittlig HR är också av värde
4. Andningsfrekvens
5. Elektrodermal aktivitet
6. Mätningar av blodgaser t.ex. pO₂ och pCO₂ och/eller syremättnad SpO₂
7. Detektering av onormalt beteende eller rörelsemönster
8. Kombinationer av några av ovanstående

För närvarande är det inte möjligt att avgöra om någon av dessa indikatorer kan fungera som en tillräckligt tidig varning när en förare lider av ett akut kardiovaskulärt problem. Helst ska varningen komma innan föraren förlorar förmågan att kontrollera fordonet. Egenskaperna hos de ovan listade signalerna har studerats och validerats i stor utsträckning med avseende på deras diagnostiska värde och/eller deras förmåga att förutsäga långsiktiga kliniska förlopp, men deras förmåga att detektera en plötslig försämring av hälsan är mindre dokumenterad.

3.2 Mätning av relevanta fysiologiska signaler

Eftersom fokus i denna rapport är på kardiovaskulära händelser är det främst tekniker för att mäta hjärtats aktivitet som redovisas. Även andning påverkas och tekniker för att mäta andningsfrekvens är därför också av intresse. Leonhardt, Leicht [16] publicerade en omfattande genomgång av olika metoder som prövats inom hälsoövervakning i fordonsmiljö. Granskningen visade att de mest utforskade teknikerna var:

1. EKG-övervakning i bil
 - a. Konduktiv EKG-övervakning
 - b. Hybrid EKG-övervakning
 - c. Kapacitiv EKG-övervakning
2. Ballistokardiografi
3. Optiska metoder
 - a. Fotopletysmografi (PPG)
 - b. PPG-imaging
 - c. Far infrared imaging (termografi)

- d. Annan kamerabaserad monitorering
 - e. Bildfusion
 - f. Videobaserad rörelsedetektion
- 4. Magnetisk induktion
 - 5. Radarbaserade metoder

Följande avsnitt presenterar de mest relevanta teknikerna från denna översiktsartikel, kompletterat med information från andra källor.

3.2.1 EKG

Registreringstekniskt kan EKG delas in i två huvudtyper, kontakt- respektive kontaktlöst EKG. Kontakt-EKG inhämtas via elektroder som är i direkt kontakt med föraren. Detta kan uppnås genom att placera elektroder på olika platser på ratten och/eller på andra föremål som berörs av föraren, t.ex. växelspaken. Ett kontaktlöst EKG erhålls vanligtvis via kapacitiv koppling. Hybrid-EKG, en kombination av kontakt och kapacitivt EKG är givetvis också ett alternativ. I labbmiljö registreras vanligtvis EKG med elektroder för engångsbruk. För optimal kontakt används placeras en ledande gel mellan elektrod och hud. Det går också att registrera EKG med torra elektroder, men dessa tenderar att generera mer brus. Själva fordonsmiljön ger också upphov till brus och störningar som försvårar EKG-mätning [17]. I en fordonsmiljö framstår ändå användning av torra elektroder som mest realistiskt.

Litteraturgenomgången hittade inga publicerade försök att registrera ett multipelavlednings-EKG under körning. Den uppenbara anledningen är att det är mycket svårt att se hur flera elektroder kan kombineras med kravet på användbarhet under vardaglig körning. Därför verkar en fullständig EKG-baserad diagnos av hjärtinfarkt inte möjlig. Beroende på placeringen av enstaka EKG-avledningselektroder i förhållande till förarens hjärta, varierar dock förmågan att detektera en ischemi/infarkt. Den EKG-avledning som är bäst lämpad för att detektera en infarkt är avledning II, med elektroder på höger arm och vänster ben.

3.2.2 Ballistokardiografi

Ballistokardiografi är en teknik som baseras på kroppens vibrationer och rörelser som orsakade hjärtats mekaniska aktivitet såväl som rekylen av en blodpuls som färdas ner i aortan. Ballistokardiogrammet tillåter detektering av hjärtslag, dvs puls. Precisionen i timing är normalt sämre än för EKG-baserad hjärtslagsdetektering, så det kan vara mindre lämpligt för slag-till-slag analys av hjärtfrekvensvariabilitet.

3.2.3 PPG

Fotopletysmografi (PPG) är ett sätt att mäta förändringar i den perifera cirkulationen. PPG är en okomplicerad, billig och icke-invasiv mätmetod som vanligtvis används för att detektera hjärtslag [18]. Eftersom blodflödet pulserar synkront med hjärtat är det möjligt att få puls från en PPG-signal. Mättekniken använder en ljuskälla och en fotodetektor mot huden för att mäta kapillärbäddens volymvariation då blodet pulserar. Ljus skickas in mot en perifer kroppsdel, ett finger eller en örsnibb, och en fotodetektor registrerar det transmitterade ljuset vars intensitet varierar i takt med pulsen. PPG

kan också baseras på det reflekterade ljus som studsar tillbaka till en fotodetektor placerad bredvid ljuskällan [18]. Med hjälp av ljus med olika våglängder är det också möjligt att bedöma syremättnad (SpO₂) via PPG. PPG är vanligt förekommande smarta klockor och armband, pulsklockor och annan bärbar teknik. PPG är känslig för rörelseartefakter och användningen är därmed begränsad.

PPG-övervakning har demonstrerats genom integrering av reflekterande PPG-övervakning i ratten på en BMW 650i testbil [19]. En reflekterande pulsoximetrisensor användes. Tester utfördes i en statisk körsimulator och fokus låg på att bedöma förarens reaktioner på olika körscenarier. En annan studie använde SpO₂-mätning tillsammans med EKG-övervakning i ratten i en demonstratorcockpit [20]. Kapacitiv EKG-övervakning i sätet ingick också. Ytterligare en studie testade ett system integrerat i ratten med ledande EKG-tyger och reflekterande PPG med en enda frekvens (infrarött ljus vid 940 nm) [21]. I sin begränsade studie noterade de skillnader i HR-variabilitet mellan normalt och trött tillstånd hos testpersonen. Ingen av dessa studier berörde problemen med att få bra signalkvalitet i en bil i rörelse. Därför presenterades inga resultat på systemets förmåga att fungera under körning på riktig väg.

Leicht, Walter [17] använde infrarött ljus och PPG-sensorer i bilbältet för att detektera hjärtslag. En tillräckligt stor del av det infraröda ljuset tränger igenom kläderna och mängden reflekterat ljus varierar med hjärtslagen. Resultatet blev dock sämre än förväntat då sensorn flyttade sig vid inandning vilket gav upphov till störningar.

3.2.4 PPG imaging

PPG-avbildning utnyttjar det faktum att när blodet pulserar ger det upphov till färgförändringar i huden. Baserat på dessa färgförändringar kan hjärtslag detekteras, vilket ger hjärtfrekvens. Det möjliggör även bedömning av hjärtfrekvensvariationer.

Ett exempel på detta tillvägagångssätt presenterades i en workshop 2015 [22]. Rapporten beskriver algoritmer och metoder och nämner endast fordonstillämpningar som exempel på hur tekniken kan användas.

3.2.5 Radarbaserade metoder

Radar kan användas för kontaktlös detektion av hjärtslag via analys av dopplerskift hos den reflekterade signalen [23]. Radarbaserade metoder har alla det gemensamt att de använder högfrekventa elektromagnetiska vågor för att upptäcka bröströrelser och, om penetrationsdjupet tillåter, även rörelser av inre organ. Det innebär att det finns potential att få både andnings- och hjärtinformation via radarsystem. Antenner kan vanligtvis placeras i sätet (ryggstödet), säkerhetsbältet, ratten eller vindrutan.

Radbaserade system kan användas för att detektera både andningsfrekvens och hjärtfrekvens, men de tenderar att vara mycket känsliga för både kropps- och fordonsrörelser. Schires, Georgiou [24] utrustade en Jaguar XF med en ultrabredband (UWB) impulsradar. De registrerade signal både under viloförhållanden och under dynamiska förhållanden med sensorer i ryggstödet. De fann att

rörelser, framkallade av vägbulor eller annat i miljön, är en stor utmaning. [25] föreslog en metod med två radarsensorer, en framför personen och en baktill, för att erhålla bättre mätningar.

3.2.6 Magnetisk induktion

Idén med att använda magnetisk induktion är baserad på förändringar i de elektromagnetiska egenskaperna hos thorax, som moduleras av kardiorespiratorisk [26].

Den magnetiska induktionssignalen reflekterar inte bara andningsaktivitet; hjärtaktivitet fångas också. Signalen är mycket känslig för störningar och redan registrering av andningsrörelser är svår, och signal/brusförhållandet för hjärtsignalen ännu ogynnsammare. Så att hämta hjärtfrekvens från en magnetisk induktionssignal är en ännu större utmaning än att få andningsfrekvens. Ett exempel på hur en magnetisk induktionssensor kan integreras i förarsätet presenterades av Vetter, Leicht [26].

3.2.7 Far Infrared Imaging

Far infrared imaging (FIR) utnyttjar det faktum att förändringar i temperatur kan detekteras via den utsända värmestrålningen. Eftersom temperaturen vid näsborrarna kommer att variera under inandning/expiration kan FIR användas för att detektera andningsfrekvens [27].

3.3 Signalbehandling

I slutändan är målet med sensorerna att ge signaler som kan bearbetas till information som är relevant för detektering av förarens hälsostatus. Det kan då vara ändamålsenligt att dela upp bearbetningskedjan som börjar med insamling av signaler från sensor i stegen behandling av råsignaler, parametrisering/informationsförbättring och slutligen informationsextraktion/sjukdomsdetektion.

Förbehandling är i första hand nödvändig för att öka signal-brusförhållandet (SNR). Det är tydligt att lågt SNR är ett avgörande, viktigt hinder i alla de hittills föreslagna lösningarna. Få av de sensorer som beskrivs i litteraturen har testats i en bil under körning; och de som har utsatts för realistiska förhållanden har visat otillfredsställande prestanda.

Parametrisering bygger på att någon specifik aspekt eller aspekter av en signal bär på relevant information. Till exempel hjärtfrekvens, hjärtfrekvensvariabilitet eller EKG-morfologi som potentiella indikatorer på hjärtproblem. Den avsedda parametriseringen kan ställa krav och begränsningar på förbearbetningen. Om den sökta parametern endast är hjärtfrekvens kan en smalbandig filtrering vara ett bra sätt att höja SNR, medan en sådan filtrering skulle utesluta möjligheterna att fånga EKG-morfologi på ett korrekt sätt. All bra signalbehandling bygger därför på en tydlig uppfattning om vad som är den intressanta delen av signalen och så mycket kunskap som möjligt om de störande signalkomponenterna. En övergripande princip är, använd allt du vet för att hitta det du söker.

3.3.1 Adaptiv brusreducering

En kraftfull metod för att reducera brus från signalen bygger på idén att placera en andra givare, en referensgivare, i närheten av den ursprungliga, signalgivaren. Syftet med referensgivaren är att få en signal som huvudsakligen registrerar brus, och ingen signal. I idealfallet skulle skillnaden mellan signalerna från de två givarna ge en ren signal. I verkligheten kommer ett lämpligt filter att sättas in efter referensgivaren; vars uppgift är att justera amplitud och fas för referenssignalen så att bruset från

signalgivaren efterliknas optimalt. Filtret justeras adaptivt till förändringar i överföringsegenskaper i under registreringen [28, 29].

3.3.2 Sensorfusion

Termen sensorfusion syftar på idén att sammanfoga information som härrör från flera sensorer och på så sätt minska påverkan av störningar. Det underliggande antagandet är att störningar i de olika sensorsignalerna är okorrelerade medan de informationsbärande komponenterna är densamma.

4 Delarbete 1

Delprojektet fokuserade på att utveckla algoritmer för att detektera sjukdomstillstånd med hjälp av tidigare insamlade mätningar från sjukdomsepisoder. En algoritm utvecklades med hjälp av tillgängliga databaser med fysiologiska data (EKG) med signaler från patienter som drabbats av kardiovaskulär sjukdom. Med den senaste tidens framsteg inom maskininläring har många studier visat att datoriserade algoritmer med hög noggrannhet kan genomföra EKG-baserad detektion av kardiovaskulära sjukdomstillstånd [6, 30-34]. I denna studie vidareutvecklades befintliga algoritmer för att fungera med enkelavlednings-EKG, vilket är mer realistiskt att implementera i fordon. Delstudien finns beskriven i [35]. I delprojekt 1 genomfördes några inledande test av vad som kan åstadkommas om insignalen begränsas till enbart EKG-avledning I.

Frågeställningarna delarbete 1 syftade till att besvara var:

- Är det möjligt att använda EKG-avledning I för att detektera hjärt-kärlsjukdomar i fordon?
- Vilken/vilka maskininlärningsalgoritmer är lämpliga för syftet, om någon?
- Hur kan en maskininlärningsalgoritm utformas och implementeras för att detektera hjärt-kärlsjukdomar?

4.1 Metod och material

En maskininlärningsalgoritm behöver stora mängder data. I detta arbete hämtades data från databaser med kliniskt registrerade EKG-data. Databaserna innehöll EKG från friska personer samt personer som fått en hjärtinfarkt. Data delades upp i tränings-, validerings- och testdataset. Efter uppdelningen behandlades EKG-signalen med ett bandpassfilter och ett medianfilter för att undvika baslinjevandring och vikning. Det utvecklades tre versioner av ett neuralt nätverk för att klassificera hjärtinfarkt. Den första versionen, vilket var ett Convolutional Neural Network (CNN), baserades på ett tidigare arbete av Liu, Wang [33]. Den andra versionen var en vidareutveckling av den första versionen med förändringar i nätverkets struktur samt en förändrad datahantering. Den tredje versionen var ett kombinerat Recurrent Neural Network (RNN) och CNN. För att utvärdera algoritmens prestanda beräknades specificitet, sensitivitet, noggrannhet och F1-mått.

4.1.1 Data

EKG-datan som användes i detta arbete hämtades från databasen "PTB Diagnostic ECG Database", förkortat PTB [36], samt "PTB-XL, a large publicly available electrocardiography dataset", förkortat PTB-XL [37], båda via PhysioNet [38]. Dessa dataset innehåller EKG-data från friska personer samt personer med olika hjärt-kärlsjukdomar. I denna studie har endast data från friska individer och individer med hjärtinfarkt utnyttjats. Andra diagnoser förekommer i databasen men har ej använts i

detta arbete. För PTB-databasen finns inspelningsdatum samt infarktdatum. Inspelningen sker ofta flera dagar efter en patient insjuknat, vilket är viktigt att ta hänsyn till vid analys och slutsatser om den utvecklade modellens resultat. Databasen PTB innehåller tolvavlednings-EKG från 268 patienter och för varje patient finns en till fem inspelningar. PTB-XL innehåller ett större antal inspelningar jämfört med PTB. Inspelningarna i PTB-XL är tio sekunder långa, med en samplingsfrekvens på 500 Hz. Flera inspelningar för en patient kan förekomma. Inspelningarna delades in i tränings-, validerings- och testdata. För att undvika dataläckage gjordes uppdelningen så att data från samma patient inte hamnade i både tränings- och testdata.

4.1.2 Algoritm-utveckling

Det finns flera typer av maskininlärningsalgoritmer som kan användas vid detektion av hjärtinfarkt. I detta arbete testades två olika typer av djupinlärningsmodeller. Den ena typen var ett faltningssätverk (av engelskans Convolutional Neural Network, CNN), som använder faltning för att extrahera information från data [30]. Klassificeringen är särskilt effektiv på bilder och signaler, med nackdelen att stora dataset krävs för att träna modellen [39]. Den andra typen var ett återkopplat neuralt nätverk (av engelskans Recurrent Neural Network, RNN), som bygger på rekursiva neuron som är specialiserade på att klassificera tidsserier [40].

Ett flertal versioner av det neurala nätverket utvecklades för att förbättra noggrannheten (av engelskans accuracy), specificiteten, sensitiviteten och F1-måttet. Det lades extra vikt vid specificiteten, då falska positiva skulle motverkas. Den första versionen av algoritmen utvecklades i enlighet med strukturen beskriven i rapport av Liu, Wang [33]. Detta CNN bestod av 13 lager, se [35] för detaljer. I version 2 förändrades konfigurationen av lager i det CNN som presenterades under version 1. I faltningsslagren ändrades antalet filter samt antalet neuroner. Detta innebär att flera kombinationer testades som sedan utvärderades genom en avvägning av prestandan och komplexiteten av algoritmen. Batch-normalisering användes även för att uppnå högre noggrannhet och för att träningen av algoritmen skulle bli mer effektiv. Ett averagepooling-lager adderades istället för ett sista maxpooling-lager, samt att ett flatten- och softmax-lager adderades. Som ett alternativ till ett CNN utvecklades en algoritm baserat på ett kombinerat RNN och CNN. RNN är ett alternativ till att klassificera tidsserier på grund av dess rekursiva egenskaper [40].

4.1.3 Utvärdering

För att validera algoritmen användes fyra olika mått; noggrannhet, sensitivitet, specificitet och F1-mått. F1-mått har ett värde mellan 0 och 1, där ett värde på 1 är perfekt. En annan metod som användes vid validering av algoritmen var att träna den på PTB-XL-datasetet och sedan utvärdera den via måtten ovan med testdata från PTB-datasetet. På så vis testades algoritmens funktion på olika dataset och det säkerställdes att den ej överanpassades på träningsdata.

4.2 Resultat och diskussion

Version 2 visade bäst resultat av de algoritmer som utvecklades i detta arbete. Utvärderingsmått för respektive algoritm redovisas i Tabell 1. Version 2 utvärderades även genom att träna med ett dataset och utvärdera med ett annat. Detta gjordes för att se till att algoritmen inte har överanpassats till

träningsdata samt för att utvärdera hur väl algoritmen fungerar på data från olika källor. Algoritmen har även här bra prestanda. Detta tyder på att algoritmen är robust mot olika typer av dataset, vilket i sin tur stärker ytterligare att algoritmen inte är överanpassad eller utsatt för dataläckage.

Tabell 1. Resultat från algoritmutvärderingen.

Algoritm	Noggrannhet	Sensitivitet	Specificitet	F1-mått
Version 1 (tränad och utvärderad på PTB)	0,829	0,799	0,864	0,835
Version 2 (tränad och utvärderad på PTB-XL)	0,923	0,954	0,903	0,925
Version 2 (tränad på PTB-XL, utvärderad på PTB)	0,834	0,968	0,760	0,807
Version 3	0,492	0,498	0,423	0,658

Resultaten för version 2 är relativt lika resultaten från tidigare studier som använt neurala nätverk för detektion av hjärtinfarkt [6, 33, 34]. Version 1 av algoritmen presterade något sämre än resultaten av Liu, Wang [33] trots att samma databas och ett liknande neuralt nätverk användes. En förklaring på detta kan vara att studien av Liu m.fl. inte tog hänsyn till att data från samma patienter kan hamna i både test- och träningsdata. Det finns alltså risk för dataläckage, vilket kan leda till att algoritmen presterar bra i teorin, men inte om den skulle utvärderas i praktiken. Samtliga algoritmer i användes med enkelavledningsdata från avledning I men algoritmerna testades även med data från avledning II, utan någon särskild skillnad i prestanda.

Hjärtinfarktens position avgör utbredningen av förändringarna i EKG-signalen, vilket möjliggör lokalisering av hjärtinfarkten [41]. Det innebär också att vissa hjärtinfarkter inte ger förändringar i samtliga EKG-avledningar. Genom att endast använda sig av en avledning finns en risk att man går miste om information som hade varit synlig i en annan avledning.

Den relativt stora tidsskillnaden mellan inspelningsdatum och infarktsdatum i dataseten som använts i detta arbete är en begränsning som bör tas hänsyn till. Denna tidsskillnad kan resultera i att algoritmen uppnår god prestanda då den detekterar tidigare infarkt, men en försämrad prestanda vid realtidsdetektion av hjärtinfarkt. Tillgänglighet till data insamlad i realtid under en pågående hjärtinfarkt hade inneburit en möjlighet till förbättring av algoritmens detektion och prestanda, samt en ökad relevans i relation till realtidsdetektion av hjärtinfarkter

Dataseten som användes är inspelade i klinisk miljö, det vill säga inte i fordonsmiljö vilket är den tilltänkta miljön för den praktiska implementeringen för algoritmen. Hade data från fordonsmiljö varit tillgänglig hade algoritmen istället kunnat tränas på data inspelad i den tilltänkta miljön, vilket hade varit optimalt om möjligheten fanns. För vidare utveckling av en maskininlärningsalgoritm med syfte att detektera akuta hjärt-kärlsjukdomar krävs en stor mängd ny data. Optimalt skulle denna data innehålla realtidsinfarkter samt vara insamlad i fordonsmiljö där karaktäristiskt brus och rörelseartefakter förekommer. En sådan datainsamling är dock mycket svår att genomföra.

5 Delarbete 2

Delarbete 2 angrep problemet med att mäta vitaldata på ett tillförlitligt sätt i fordon. Tre av anledningarna till att det är svårt att implementera mätning av vitalparametrar i fordon är brus, störningar samt svårighet med integreringen av mätutrustningen i fordonet. Det är av största vikt att kunna reducera brus och störningar som uppstår för att få fram en så ren signal som möjligt för att sedan kunna urskilja tecken på plötslig sjukdom. Delarbetet involverade insamling och analys av vitaldata som samlats in med olika typer av mätutrustning såsom EKG med gelelektroder (vilket används som gold standard), EKG via pulsband, EKG via rattsensorer och pulsmätning med fotopletysmografi (PPG). Delstudien finns beskriven i detalj i [42].

Frågeställningar i delarbete 2 definierades enligt följande:

- Vilka typer av brus och störningar förekommer i fordon, och hur identifieras de i signalen?
- Vilka typer av brus och störningar är mest problematiska i fordon och går de att reducera?
- Går det att upptäcka tecken på plötsliga sjukdomar baserat på EKG- och pulssignal i fordon?

5.1 Metod och material

Delarbetet använde dataset av olika karaktär för att undersöka förekomst av brus och störningar. Dessa bestod av EKG och pulsmätningar gjorda i labbmiljö och i bil. Mätningarna gjorda i bil genomfördes vid olika betingelser, dels stillastående, dels under körning på asfalt och på grusväg. Ett flertal mätutrustningar användes för fysiologiska mätningar. På så sätt kunde känsligheten för brus och störningar jämföras mellan olika tekniker.

5.1.1 Data

Dataset 1 bestod av EKG-data från en tidigare studie. EKG mätningar gjordes med en rattsensor och med elektroder på bröstet samtidigt. Rattsensorn var en prototyp utvecklad av Autoliv AB och mätte EKG när båda händerna hade kontakt med ratten (avledning I) För att mäta EKG på bröstet användes systemet Nexus 10 med tre gelelektroder (avledning II). Mätningarna genomfördes i en Volvo XC90 under körning i verklig trafik (ca 40 min) och stillastående med motorn igång (10 min). Studien genomfördes hos VTI i Linköping och inkluderade 30 deltagare. Under första halvan av körningen fick deltagarna placera sina händer på ratten på valfritt sätt. Andra halvan av körningen instruerades deltagarna att placera båda händerna på rattsensorn.

Dataset 2 bestod av EKG och pulsmätningar som samlades in i labbmiljö och under körning på väg. Mätningarna genomfördes med kommersiellt tillgänglig mätutrustning för att registrera puls och EKG och inkluderade bröstband, pulsklocka samt ett enkelavlednings-EKG.

Bröstbandet var av märket Movesense, vilken mäter EKG via integrerade elektroder i bandet som placeras under bröstkorgen. Modellen på pulsklockan var Polar 760 som mäter pulsen med hjälp av PPG. Enkelavlednings-EKG:t var av märket TEMEC, vilken mäter EKG med hjälp av två gelelektroder och en jord. I pulsbandet från Movesense utnyttjades även en Inertial measurement unit (IMU), för att detektera rörelser under mätningarna. Med hjälp av denna kunde rörelser och dess påverkan på signalen detekteras på ett enkelt sätt.

Ett syfte med mätningarna var att kunna observera hur specifika händelser påverkade signalerna, såsom hastig inbromsning, ojämnt vägunderlag och väggupp. Mätningarna genomfördes också för att kunna jämföra eventuella brus och störningar i resultatet med signalerna från datasetet. Inledningsvis utfördes mätningar i labbmiljö med respektive mätutrustning. Därefter utfördes mätningar i fordonsmiljö under normal körning på asfalt samt på en ojämn grusväg. På grusvägen genomfördes körning genom ojämnheter samt en hastig inbromsning. Referensmätningar genomfördes i stillastående fordon med motorn igång och avstängd.

5.1.2 Identifiering av brus och störningar

För att identifiera brus och störningar i dataseten undersöktes samtliga råsignaler grundligt genom visuell inspektion. Först observerades hela signalerna för att få en överblick. Därefter granskades korta segment av signalerna där tecken på brus och störningar förekom. Signaler från olika miljöer, inklusive laboratoriemiljön och körning på asfalt och grusväg jämfördes. För varje enskild mätning uppsöktes delar av signalerna som såg mest avvikande ut från en vanlig EKG-signal för vidare analys. Tidsfönstren för segmenten som granskades anpassades därmed efter varje enskild signal. Efter att brus och störningar var identifierade påbörjades signalbehandlingen.

5.1.3 Signalbehandling

Signalbehandlingen syftade till att filtrera bort brus och plocka ut delar av signalerna som innehöll relevant information. Huvuddelen av signalbehandlingsstrategierna testades på signalerna från rattsensorn i dataset 1, där signalen från gelelektroden användes som referens. Det primära målet var att kunna identifiera QRS-komplexen för att kunna mäta hjärtfrekvens från de uppmätta signalerna. Att få fram tillräckligt fina signaler för att även kunna analysera EKG-morfologi var sekundärt.

Grundfiltrering gjordes med hjälp av bandpass-, notch- och Savitzky-Golay-filer. Detta testades på signaler från alla sensorer för att undersöka hur väl man kan hantera olika typer av brus som identifierats i signalerna.

För att hantera de långa signalerna från rattsensorn, där vissa delar var oanvändbara på grund av störningar, genomfördes en segmentering av hela råsignalen. Varje segment var tio sekunder långt där de första två sekunderna i varje segment överlappade med de två sista sekunderna i föregående segment. Detta för att säkerställa kontinuitet. För att bedöma om ett segment var lämpligt för pulsidentifiering användes tre statistiska mått: varians, skevhet och kurtosis. Ett segment accepterades om värdena för varians, skevhet och kurtosis föll inom de godkända tröskelvärdena. Olika tröskelvärden för dessa mått testades och utvärderades visuellt för att säkerställa att inga segment med störningar inkluderades.

Slutligen applicerades Pan-Tompkins-algoritmen, implementerad av Hooman Sedghamiz i Matlab, på alla godkända segment [43]. Pan-Tompkins algoritmen är en väletablerad metod för att detektera topparna av QRS-komplexet i EKG-signaler [44]. Metoden använder sig av bandpassfiltrering och derivering, följt av kvadrering och integrering av signalen. Resultaten av QRS-identifieringen visualiserades i Matlab och inspekterades visuellt. Eventuella felaktiga identifieringar noterades med

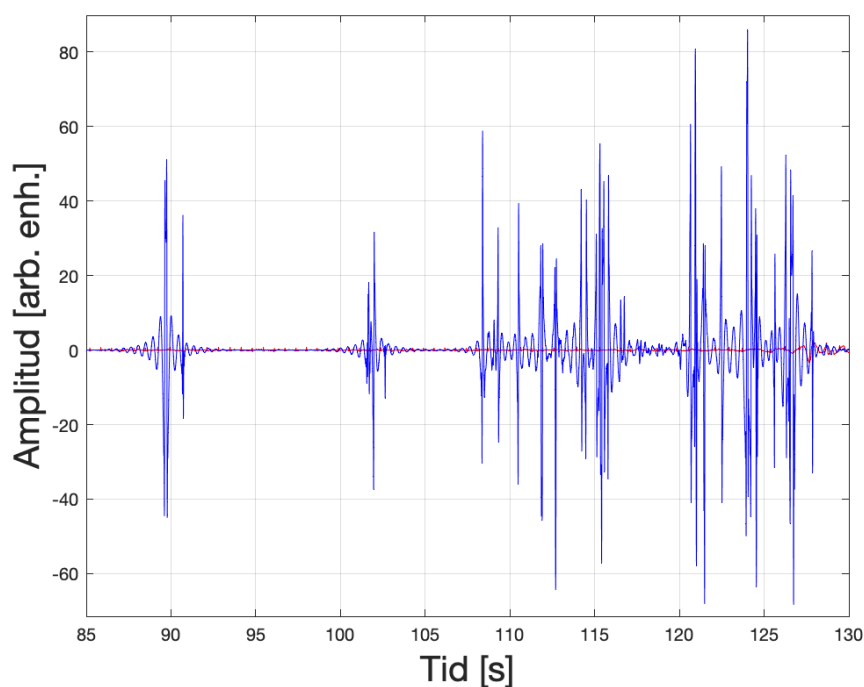
sina respektive tider i varje segment. Efter filtrering och kvantifiering av signalen användes Pan-Tompkins-algoritmens andra del för att identifiera hjärtfrekvens i signalen från rattsensorn.

5.2 Resultat och diskussion

5.2.1 Identifiering av brus och störningar

Ett genomgående brus som identifierades hos alla testpersoner från datasetet var baslinjevandring. Vid sådant brus identifierades att signalen inte var centrerad kring en specifik amplitud. Bruset tros primärt härledas till dålig kontakt mellan huden och sensorerna samt sträckning av huden där gelelektrodena fästs på bröstet. För gelelektrodena kan andning också bidra till baslinjevandring.

Från rattsensorn identifierades korta störningar med hög amplitud och snabba svängningar, särskilt när testpersonerna hade valfritt grepp på ratten. Exempel på detta kan ses i Figur 2. En orsak skulle kunna vara att sensorn fångar upp störningar från annan elektronisk utrustning när den inte har kontakt med båda händerna. Sekunderna före och efter dessa störningar var nollsignal, vilket indikerar att testpersonerna inte hade båda händerna på ratten. Eftersom det inte fanns någon relevant fysiologisk information i signalen i samband med dessa störningar var det heller inte relevant att försöka filtrera bort dem.

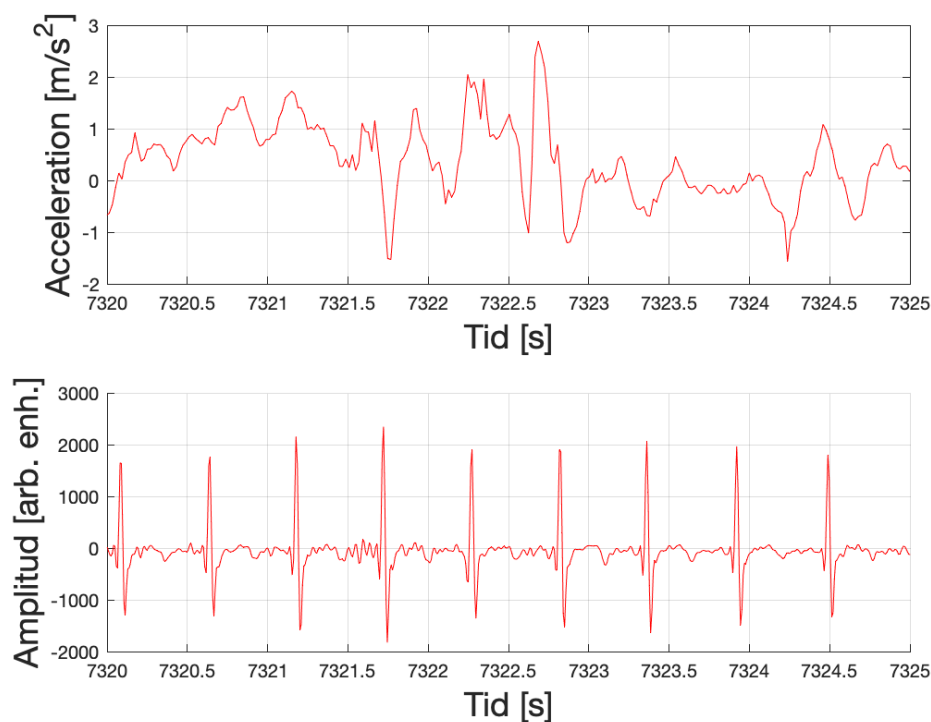


Figur 2: EKG-signaler under 45 sekunder för en testperson vid valfritt grepp på ratten. Den röda signalen visar EKG-signalen från gelelektrodena och den blå signalen visar EKG-signalen från rattsensorn.

Vid mätningarna utförda med i fordon upptäcktes påverkan från bilens vibrationer i signalerna. Jämförelse mellan mätningar med bröstband i fordon då motorn var avstängd och då testpersonen körde i stadstrafik visar att ett tydligt brus i signaler under körning. Bruset hade hög frekvens samt låg amplitud. Liknande brus fanns i signalen från rattsensorn samt gelelektroder under körning på väg.

En annan störning som fanns i samtliga mätningar var rörelseartefakter. Rörelseartefakter identifierades som oregelbunden signalaktivitet under en kort sekvens, men med olika stor amplitud. Artefakter är problematiska eftersom de kan förvränga signalerna och göra det svårt att korrekt identifiera hjärtrytmen och arytmier. Vid mätning utförda med bröstband i fordon identifierades detta vid hastig inbromsning, vilket syns vid sekund 7321,5 i EKG-signalen i Figur 3. Från mätningarna i dataset 1 kunde liknande störningar uttydas i signalen. I signalerna från rattsensorn förekom även andra typer av rörelseartefakter. Störningarnas karaktär visade inget distinkt mönster, vilket troligtvis beror på att olika typer av rörelser skapar olika nivåer av rörelseartefakter. Det är därför svårt att filtrera bort denna typ av störningar och de hanterades istället genom segmentering.

Andra typer av störningar som identifierades var exempelvis avsaknad av signalaktivitet samt brist på stabil jordreferens. Från dataset 1, vid mätning med rattsensor, saknades signalaktivitet under stora delar av körningarna.

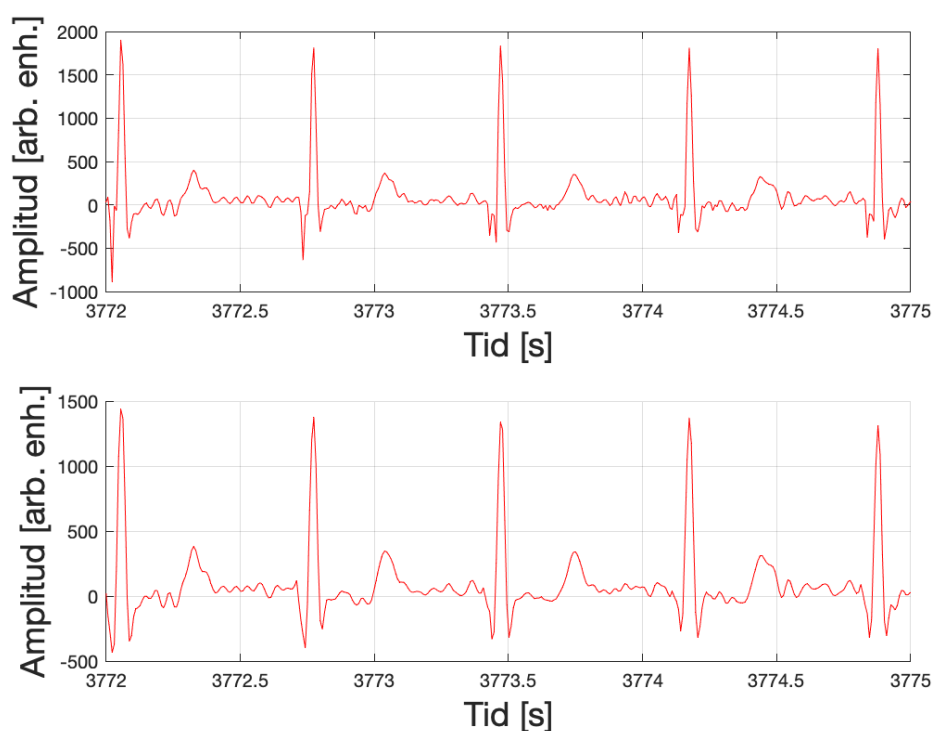


Figur 3: EKG-signalerna med tillhörande IMU ovanför för testpersonen under hastig inbromsning (vis 7321,5 s).

5.2.2 Reducering av brus och störningar

Baslinjevandring reducerades genom signalbehandling med bandpassfilter med brytfrekvenser på 0,5 Hz och 100 Hz. Filtringen testades på samtliga 30 testpersoner i dataset 1 för gelelektrodena. Baslinjevandringen filtrerades bort i samtliga fall. Resultatet av filtringen av signalerna från rattsensorn var mer varierat. Ett tydligt QRS-komplex kunde utläsas hos 62 % av testpersonerna. Efter bandpassfiltrering centerades signalerna kring ett specifikt amplitudvärde, vilket påvisar att bruset enkelt kunde reducerades.

För att reducera högfrekvent brus och påverkan från vibrationer användes Savitzky- Golay-filer. Det högfrekventa bruset kunde reduceras med Savitzky-Golay-filer på signaler från gelelektroder, rattsensor och bröstband Figur 4. Vibrationerna i bröstbandet uppkom då motorn startade och bilen körde. Det högfrekventa bruset i rattsensorn och gelelektroden var av liknande karaktär som vibrationerna i bröstbandet och därför tros även detta brus komma från motorns vibrationer och bilens rullning mot vägen. Det högfrekventa bruset samt vibrationerna kunde reduceras genom Savitzky-Golay-filtrering med en minskad amplitud i signalerna efter filtrering. Det kan härledas till att fönsterstorleken samt polynomet inte var optimalt för signalen. Trots det var det lätt att identifiera R-topparna, vilket innebär att nyttosignalen inte förstördes till den grad att pulsen inte kunde identifieras. Det visar att bruset inte är problematiskt att reducera, och att pulsidentifiering enkelt kan göras.



Figur 4: EKG-signalen vid mätt med pulsband i fordon. Den övre signalen visar den ofiltrerade signalen, och den undre signalen är efter pålagt Savitzky-Golay-filer, med fönsterbredd 7 mätpunkter samt polynomorder 3.

För att eliminera inverkan av rörelseartefakter, övriga störningar och utebliven aktivitet, som inte eliminerades med grundfiltrering, segmenterades signalen. Segmenteringen gjordes med tio sekunder långa signaler där de två första sekunderna i varje segment överlappade med föregående segment. Segmentering utfördes innan filtreringen av signalen. Tanken bakom segmenteringen är att extrahera flera korta segment med stabila mätningar där hela segment kan förkastas om signalkvaliteten är dålig. På så sätt kan ett pussel av mätpunkter vägas samman för att få tillförlitligt underlag för diagnos av förändringar i patienters EKG.

I signalerna från rattsensorn observerades en utbredd avsaknad av signalaktivitet under betydande tidsperioder. Avvikelsen antas huvudsakligen härledas till utmaningen att etablera tillräckligt god

kontakt när testpersonerna höll händerna fritt på rattsensorn. Det kan också bero på att testpersonerna inte höll båda händerna på sensorn, vilket resulterade i en total brist på kontakt. Det observerades att detta problem inte uppstod när mätutrustningen var fastsatt på kroppen, såsom med bröstbandet och gelelektrodena. Liknande resultat har presenterats av Arakawa [5] och Lee and Kim [4] där rattsensorn endast kunde mäta när personen höll i ratten med båda händerna.

Rattsensordata från fem testpersoner användes för segmentering och av 2224 möjliga segment godkändes 54 segment enligt kriterierna. För att godkänna ett segment skulle variansen vara under 106, skevhet under 0,4 och kurtosis vara mellan 2,65 och 3,35. Det var stor variation i antalet godkända segment mellan testpersoner. Testperson 2 hade minst antal godkända segment vilket är två, medan testperson 3 hade 33 godkända segment. Generellt sett godkändes fler segment under perioden där testpersonen höll båda händerna på ratten. Det gällde dock inte för testperson 3 där endast 24 % av de godkända segmenten befann sig under denna tidsperiod.

Detektion av QRS-komplex gjordes därefter med Pan-Tompkins-metoden på godkända segment. En del av testpersonerna hade segment där felaktiga detektioner gjordes av Pan-Tompkins-algoritmen. En felfri pulsidentifiering skedde för två av testpersonerna. För testperson 3 gjorde PT-algoritmen en feldetektion i 15 % av de godkända segmenten. Efter signalbehandling gjordes identifiering av hjärtfrekvens i signalerna. Hjärtfrekvensen identifierades korrekt i 48 av de 54 godkända segmenten. Felidentifiering skedde oftast när testpersonen hade valfritt grepp på ratten.

Segmenteringen i PT-metoden utfördes utan någon tidigare filtrering. Det kan ha inneburit en nackdel eftersom bra segment med eventuellt för mycket baslinjevandring eller högfrekvent brus kan ha valts bort. Den största fördelen med metoden var att segment med mycket störningar aldrig godkändes för vidare för analysering av PT-algoritmen. Nackdelen med metoden är att det överlag godkändes väldigt få segment, vilket skulle leda till att större delar av körningen sker utan bevakning. Ett annat problem var att PT-algoritmen inte pålitligt kunde identifiera alla QRS-komplex i godkända segment korrekt. Detta leder till minskad känslighet vid en eventuell implementering i fordon och eventuella arytmidetektioner skulle ge falska positiva eller falska negativa. Problemet med PT-algoritmen är att den behöver stabila nivåer för att kontinuerligt göra korrekta identifieringar. Dessa nivåer går inte att nå konsekvent när segmenten endast är tio sekunder långa.

5.2.3 Pulsmätningar med bröstband och pulsklocka

Under körningar på asfalt och grusväg detekterades puls med hjälp av integrerade elektroder i bröstbandet och PPG från pulsklockan. För bröstbandet hade mätningarna utförda i stadsmiljö i genomsnitt en pulsbredd på 707,5 millisekunder, vilket ger en puls på ungefär 85 slag per minut. Under samma intervall mätte pulsklockan i genomsnitt en pulsbredd på 712,6 millisekunder, vilket ger en puls på ungefär 84 slag per minut. Med andra ord gav både pulsbandet och pulsklockan samma genomsnittliga puls för mätningen i stadsmiljö.

Vid jämförelse av enstaka pulsvärden mellan pulsklockan och bröstbandet fanns skillnader. Pulsklockan uppvisade större spridning i pulsbredden än bröstbandet. För mätningarna utförda under

körning på grusväg blev resultatet samma som för stadskörning. Sammanfattningsvis kan bröstbandet konsekvent detektera individuella QRS-komplex medans pulsklocka endast kan detektera puls med medelvärdesbildning under längre tid.

Både pulsklockan och pulsbandet identifierade puls under hela mätningarna och inga nollsignaler uppkom. Det pekar på att pulsklockan och pulsbandet är mer robust mätutrustning i jämförelse med rattsensorn. Det är med andra ord enklare att få bra signaler kontinuerligt när mätutrustningen sitter fast på kroppen.

Mätningarna utförda i fordon med bröstbandet gav EKG-signaler med lägre brusnivå, vilket gav en robust pulsdetektion. Endast vid kraftig inbromsning var det möjligt att tyda ur EKG-signalen att något speciellt hade inträffat, men det gjorde inte signalen mer svårtolkad. I jämförelse med EKG-utrustningen med gelektroder som användes vid insamling av dataset 1 uppvisade inte bröstbandet lika tydliga tecken på karakteristiska brus och störningar i signalen. Det är således mycket sannolikt att den exporterade signalen från bröstbandet redan har genomgått signalbehandling och inte är obehandlad rådata.

Pulsklockan uppvisade inte varierande resultat som konsekvens av olika typer av körning, där olika brus och störningar hade kunnat variera. Istället var pulsklockan i alla sammanhang konsekvent dålig på att mäta pulsen korrekt under kortare tidsintervall, och i synnerhet RR-intervall. Vid medelvärdesbildning över längre perioder visade dock pulsklockan korrekt puls jämt mot bröstbandet. Det tyder ändå på att pulsklockan fungerar, men visar på svagheten att den varken kan detektera kortvariga onormala pulsöreteelser eller upptäcka dem särskilt fort även om arytmierna är mycket tydliga.

I delstudie 2 användes endast data från friska individer, vilket begränsar hur väl resultaten kan tillämpas på verkliga sjukdomssituationer. Att inkludera data från personer med kardiovaskulära sjukdomar skulle ha förstärkt förståelsen och konkretiserat resultaten. Detta skulle ha bidragit till en mer realistisk och tillämpbar uppskattning av möjligheten att använda dessa signaler för detektion av plötslig sjukdom. En intressant aspekt att överväga för framtida studier är att testa mätningarna på personer med diagnostiserad arytmi för att bedöma om dessa tillstånd kan detekteras i signalerna efter filtrering och andra algoritmer.

6 Diskussion

Förarmonitoreringssystem för detektion av situationer när föraren förlorar förmågan att framföra fordonet på ett säkert sätt bygger på möjligheten att övervaka förarens tillstånd utan att påverka eller störa. Som klargjorts ovan bygger alla system för detektering av plötslig kardiovaskulära sjukdomstillstånd hos förare på övervakning biosignaler kopplade till hjärtats aktivitet, främst EKG och puls. Förarmonitoreringssystem är således beroende av möjligheten att mäta dessa vitalparametrar på ett tillförlitligt sätt i fordon. Alla tillgängliga tekniker kommer att vara en kompromiss av många aspekter som användbarhet, känslighet, specificitet, latens för detektion, etc. Att kunna upptäcka ett specifikt tillstånd vid en specifik tidpunkt är en av de största utmaningarna med förarövervakning i allmänhet. Från fordonstillverkarnas perspektiv är det heller inte alltid detektion av ett specifikt

tillstånd som är det viktigaste utan möjligheten att kunna hantera en inkapaciterad förare, oavsett orsak. Ett stort antal sensorer finns redan i nya fordon, såsom kameror, radar för passagerardetektering etc. Det kan därför vara en utmaning att få in ytterligare sensorer, men också en möjlighet att använda sensorer som redan finns.

Att döma av den hastighet med vilken vetenskapliga publikationer på ämnet släpps, finns det ett uppenbart akademiskt intresse för de flesta aspekter av området. Många biltillverkare har också satsat på att utforska möjligheterna. Trots detta har man ännu inte sett en slutgiltig lösning som implementeras i någon bil i produktion. Den enkla anledningen är att det fortfarande finns många svårigheter att övervinna. I en kontrollerad miljö och utan begränsningar för hur man applicerar sensorer, finns det utmärkta metoder för snabb detektering av kardiovaskulära sjukdomstillstånd. Med tillgång till data av sämre kvalitet finns det fortfarande möjligheter att detektera kardiovaskulära problem, men med mycket lägre känslighet och specificitet. Ytterligare svårigheter i fordonsmiljön är det faktum att i verkliga förhållanden, under körning, måste mätningen genomföras på ett diskret sätt som inte stör föraren eller kräver inblandning av föraren. Och de insamlade signalerna är ofta behäftade med många typer av störningar som gör ytterligare analys mycket svår. Exempelvis har rörelseartefakter stor betydelse för kvaliteten på signalerna [45]. Vissa studier har funnit att miljön man kör i har stor påverkan på hur bra signal som kan förväntats [17]. Kroppsnära eller bärbara mätinstrument ger ofta mer robusta mätningar av puls i fordonsmiljö [5, 17]. Pulslocka och bröstband är därför en potentiell lösning för att identifiera puls i fordon och därmed även arytmier, dock med nackdelen att det kräver att föraren tar på sig utrustningen.

I en översiktsartikel av Arakawa [5] analyserades olika tillvägagångssätt för att mäta förarnas hjärtslag. Rattsensor med elektrod-mätning och rattsensor med LED-sensor lyckades mäta puls noggrant men med nackdelen att händerna alltid måste hållas på ratten. En annan metod var ett bilsäte med 24 GHz dopplersensor samt accelerometer. Detta bilsäte kunde mäta pulsen korrekt inom 5-10 slag per minut beroende på typen av körning. Arakawa fann även att bärbara mätinstrument som ringar och klockor kunde mäta puls med god säkerhet med nackdelen att föraren måste ta på sig dem. Slutligen visades att flera studier använt videokameror för mäta puls genom att se färgförändringar i personers ansikten. Denna metod har dock inte testats i fordon. Arakawa konstaterar även att endast pulsmätningar idag inte räcker för att bedöma förarens hälsotillstånd.

Lee och Kim identifierade tecken på kardiovaskulära sjukdomar med en bilratt med enkelavlednings-EKG [4]. En algoritm användes för att avgöra huruvida personen hade ett stabilt grepp om ratten, och därmed bättre signal, för att då plocka ut tio sekunder långa segment med bra signal. Vidare togs dessa segment till sjukdomsklassifikation baserad på maskininlärning, där de kardiovaskulära sjukdomarna detekterades med någorlunda god säkerhet. En av utmaningarna med rattens inbyggda enkelavlednings-EKG var att föraren inte konstant hade tillräckligt handgrepp om ratten för god elektrodkontakt mot händerna. När föraren släpper någon hand från ratten avbryts insamlingen av EKG-signal. Skulle föraren använda handskar försvåras också möjligheten till EKG-registrering.

Leicht, Walter [17] utförde mätningar med fotopletysmografi (PPG) med en infraröd sensor inbyggt i ett bilbälte och Kawasaki and Kajiwara [45] gjorde det samma med en 60 GHz sensor monterad i ratten. Vi har i ett tidigare projekt undersökt möjligheten att mäta puls via radarsensorer i fordon och slutsatsen var då att det är nödvändigt att modellera de vibrationer som återfinns i kupén på en bil för att med tillfredställande kvalitet detektera hjärtfrekvens på föraren [46]. Under stationära förhållanden i labbmiljö var det möjligt att mäta hjärtfrekvens med hög noggrannhet men det återstår flera utmaningar med tekniken innan radarn kan implementeras i ett fordon.

Integritetsfrågor och regulatoriska frågor är andra viktiga områden att beakta vid hantering av hälsodata. Hälsoövervakning skulle innebära lagring av känsliga personuppgifter. Därför kommer sannolikt all data att behöva behandlas lokalt i fordonet för att undvika/minska risken att exponera (känsliga) personuppgifter. Möjligheten att stänga av eller neka till övervakningen kan också vara en lösning på integritetsfrågor.

Diagnostiska verktyg betraktas som medicintekniska produkter och regelverket kring medicintekniska produkter är omfattande. Om ett detektionssystem i ett fordon tar ett medicinskt beslut, behöver enheten testas och godkännas som medicinteknisk produkt. Huruvida ett detektionssystem som varnar för avvikande vitalparametrar hos en förare är en medicinteknisk produkt har inte undersökts inom ramen för projektet.

6.1 Trafiksäkerhetsnytta

Trafiksäkerhets- och samhällsnyttan med att kunna upptäcka ett annalkande eller konstaterat allvarligt sjukdomstillstånd hos en förare är främst kopplat till två scenarier. Det första är att integrera förarövervakningen med stödsystem i fordonet så att fordonet kan ta över kontrollen och genomföra ett säkert stopp. Detta skulle minska risken för kollisioner med andra trafikanter och risken för singelolyckor. På så vis minskar risken för skador på andra trafikanter, inklusive medtrafikanter i det egna fordonet, samt risken att föraren skadas ytterligare av krockvåld. Den andra aspekten handlar om att kunna underrätta ambulanssjukvården om tillståndet hos den svårt sjuka föraren. Genom att förse larmoperatören med information om förarens vitalparametrar kan en bedömning av allvarlighetsgraden göras så att rätt resurser skickas till platsen. Att upptäcka ett sjukdomstillstånd innan föraren är helt inkapaciterad kan ge möjlighet att hantera den medicinska nödsituationen i ett tidigt skede. Tidig detektion skulle också öka möjligheten till överlevnad om rätt vård kan ges snabbare.

Båda dessa åtgärder, att stoppa fordonet och kalla på akut akutvård, kan få långtgående konsekvenser så det är ytterst viktigt att dessa åtgärder endast utförs när det finns ett verkligt behov. Falskt larm kan potentiellt leda till att fordonet gör onödiga och farliga manövrar och/eller skickar falsklarm till larmcentraler. Falsklarm är kostsamt och kan innebära att resurser som kunde ha räddat liv på annat håll blockeras. Det är inte möjligt att uppnå 100 % sensitivitet och 100 % specificitet för den här typen av detektion. Frågan är istället hur mycket mindre som är acceptabelt?

En varning i fordonet som meddelar föraren att bilen kommer att ingripa genom att stanna om hon/han inte bekräftar god hälsa genom t.ex. en knapptryckning kan göra det möjligt att släppa kraven på

extrem specificitet. Enstaka falsklarm, även om de inte är frekventa, kommer dock förmodligen att få föraren att tappa förtroendet för systemet och stänga av det.

För ett larm till larmcentral kan längre latens vara acceptabelt, men här är falsklarm nästan helt oacceptabelt. Falskt larm innebär en hög kostnad, inte bara i form av pengar, utan i ännu högre grad när det gäller felprioritering av resurser, vilket kan leda till förlorade liv på andra håll. I slutändan kommer balansen mellan falsklarm och missade dödsfall att vara mycket viktig och när ett tillräckligt bra system är tillgängligt måste dessa parametrar justeras för bästa kompromiss.

6.2 Fortsatt forskning

Det är viktigt att notera att denna rapport främst behandlar möjligheter till EKG- och pulsmätning, men andra vitalparametrar kan bida med värdefull information. Framtida forskning kan därför utforska möjligheten att inkludera ytterligare parametrar, såsom andning, för en mer omfattande övervakning av förarens hälsotillstånd under körning.

Det är viktigt att integrera ett helhetsperspektiv vid användning av vitalparametrar som beslutstöd inom medicinsk bedömning. Detta innebär att ta hänsyn till flera faktorer för att få en komplett bild av patientens cirkulatoriska status och undvika att missa viktiga indikatorer. Andningsfrekvensen är en avgörande parameter för diagnostisering, och det vore därför önskvärt att kombinera mätningar av andning med pulsmätningar för att få en mer heltäckande bedömning av patientens tillstånd.

Vägen framåt är därför att använda fysiologiska signaler som innehåller så mycket information som möjligt och som realistiskt sett kan mätas rutinmässigt under körning. De diagnostiska egenskaperna hos någon av dessa fysiska signaler kommer oundvikligen att vara för låga, och under perioder kommer signal-till-brus-förhållandet att vara mycket dåligt. En kombination av flera signaler från olika källor kan dock kompensera för bristerna hos var och en av dem sedda separat.

Föreslagna nästa steg

- 1) Testa och utvärdera sensorer som möjliggör:
 - a) Detektion av morfologiska förändringar i enkelavlednings-EKG
 - b) Registrering av hjärtfrekvens (HR)
 - c) Analys av hjärtfrekvensvariabilitet (HRV)
 - d) Registrering av andningsfrekvens
- 2) Parallellt med detta studera vilka typer av störningar som påverkar de olika sensorerna och utveckla sätt att få en bra referenssignal som tillåter adaptiv brusreducering. Angreppssättet måste vara att minimera störningarna så nära sensorn som möjligt. Signalbehandlingsverktyg kan sedan användas för att ta bort så mycket störningar som möjligt utan att påverka informationsinnehållet i signalerna.
- 3) När sensordatainsamlingen är optimerad för varje enskild sensor, behöver sensorfusionsalgoritmer utvecklas som sammanväger information och förbättrar de fysiologiskt relevanta parametrarna.
- 4) Det sista steget är att utveckla beslutssystemet som kan ge det slutliga beslutet, föraren är kapabel att köra fordonet eller att åtgärder krävs.

Fokus i denna rapport ligger på kardiovaskulära händelser, men det är värt att notera att både epileptiska anfall och stroke kan påverka hjärtfrekvens och hjärtfrekvensvariabilitet [47-51]. Detta öppnar för möjligheten att även vissa fall av allvarliga hjärnanfall skulle kunna fångas upp via hjärtsignaler.

6.3 Implementering av resultatet

Genom att utforska olika metoder för insamling och analys av EKG och diskutera olika teknikers styrkor, begränsningar och möjliga förbättringar, har detta projekt skapat en grund för att bedöma hur dessa tekniker kan tillämpas i praktiken och hur framtida forskning kan byggas vidare på dem. Vidare har det identifierats viktiga aspekter kring implementering av EKG-mätning i fordon och behovet av att inkludera fler vitalparametrar för att få en mer omfattande grund för detektion av kardiovaskulära sjukdomar.

Resultaten från denna studie kommer att användas i det planerade projektet TEAPaN 2 (Traffic Event Assessment, Prioritizing and Notification) där information från olika källor vägs samman i händelse av en trafikincident för att förbättra och effektivisera räddningsinsatser. En viktig aspekt för att bedöma vilka blåljusresurser som behöver skickas ut är tillståndet hos de involverade personerna. Övervakning av förarens hälsotillstånd kan därmed ge värdefull information för att bedöma om en trafikincident eller en misstänkt hjärtinfarkt skall ges högst prioritet. Erfarenheterna vi fått genom detta projekt ger vägledning till inriktningen på den fortsatta utvecklingen av förarövervakningssystem för sådana tillämpningar.

Spridning av resultat från studien kommer att ske via seminarium på SAFER (Vehicle and Traffic Safety Centre) på Chalmers. Internationell kunskapsspridning kommer att ske via presentation på vetenskaplig konferens inom området trafiksäkerhet och/eller medicinsk teknik med tillhörande publikation (konferenspaper) på engelska.

7 Slutsatser

Utveckling av fysiologiska mättekniker i fordon har pågått under lång tid med varierande resultat. De flesta tekniker har problem med försämrade signalkvalitet vid verklig körning på grund av rörelser från människan och fordonet eller varierande ljusförhållanden. Av alla idéer och angreppssätt för att övervaka vitaldata i fordonsmiljö vi funnit är det relativt få som har testats i något som ens är nära realistiska förhållanden. De flesta tidiga tester har varit i laboratorier och utan någon som helst påverkan från rörelse.

Resultatet från delarbete 1 visar att det är möjligt att detektera hjärtinfarkt med hög träffsäkerhet i EKG-data från avledning I med en maskininlärningsalgoritm, givet att signalkvaliteten är god. Vidare anses ett CNN vara den lämpligaste maskininlärningsalgoritm som testats för detta ändamål.

Delstudie 2 visade att brus och störningar som inte inträffar periodiskt och som uppstår av plötsliga händelser är svåra att reducera. Att filtrera bort brus med frekvenser inom QRS-komplexens

frekvensband kan också vara problematiskt eftersom det riskerar att skada nyttosignalen. Ett alternativ för att hantera detta är att sortera bort de delar av signalen som innehåller mest problematiska störningar. Risken är dock att man refuserar för stora delar av signalen så att det inte finns tillräckligt med data kvar för sjukdomsdetektion.

Sensorfusion är en potentiell metod som kan tillämpas för att hantera dålig signalkvalitet. Framtida forskning kan dra nytta av att inkludera fler vitalparametrar för att få en mer komplett förståelse av de fysiologiska processerna och deras sampel. Att kombinera fler vitalparametrar kan skapa en starkare grund för identifiering av kardiovaskulära sjukdomar. En annan möjlighet är att koppla ihop mobila enheter med fordonet, på så vis kan mätningar från smarta klockor eller andra sk wearables nyttjas.

En stor utmaning för utveckling och utvärdering av sensorer och algoritmer är att plötsliga sjukdomsfall under körning är sällsynta och de kan inte manipuleras experimentellt för validering av systemen som till exempel görs när man testar trötthetsvarningssystem. Tidig utveckling behöver förlita sig på data mätt under andra förhållanden eller simulerade data.

En annan utmaning är att minimera antalet falska positiva såväl som falska negativa larm. Automatiska stopp-manövrar eller automatiska larm bör inte aktiveras om det inte är en verklig nödsituation. Man behöver således hitta en lämplig balans mellan att upptäcka alla potentiella avvikelser och undvika överdriven varning. Detta understryker behovet av att noggrant överväga för- och nackdelar med olika diagnostiska metoder för att säkerställa korrekt tolkning och hantering av hjärtrelaterade tillstånd.

7.1 Genomförbarhet

Baserat på resultaten från detta projekt är det tydligt att det finns stora utmaningar med att bygga ett användbart system för detektion av plötslig kardiovaskulär sjukdom hos förare och mycket utvecklingsarbete kvarstår. Givet att det finns en EKG-signal med bra kvalitet så är möjligheterna att detektera hjärtinfarkt goda och en pulssignal med bra kvalitet möjliggör detektion av arytmier hos förare. Det krävs fortfarande utvecklingsarbete för att säkerställa tillräckligt bra sensitivitet och specificitet vid verkliga sjukdomsfall. Det största hindret är dock att tekniker för tillförlitlig mätning av EKG-morfologi och hjärtfrekvens i fordonsmiljö ännu inte finns tillgängliga. Arytmier går att upptäcka med exempelvis bröstband och pulsklocka. Sensorer som inte bärs av föraren utan finns integrerade i fordonet är känsliga för brus och störningar. Om det ska vara möjligt att detektera plötsliga sjukdomar i fordon krävs att fler vitalparametrar undersöks och att flera mätsystem samarbetar för att ge tillförlitligt underlag.

8 Referenser

1. Lindsay, V. and M. Baldock. *Medical conditions as a contributing factor in crash causation.* in *Australasian Road Safety Research, Policing and Education Conference*. 2008.
2. Tervo, T.M.T., et al., *Observational Failures/Distracted Driving and Disease Attack/Incapacity as Cause(s) of Fatal Road Crashes in Finland.* *Traffic Injury Prevention*, 2008. **9**(3): p. 211-216.

3. Büttner, A., M. Heimpel, and W. Eisenmenger, *Sudden natural death 'at the wheel': a retrospective study over a 15-year time period (1982–1996)*. *Forensic Science International*, 1999. **103**(2): p. 101-112.
4. Lee, C.H. and S.H. Kim, *ECG Measurement System for Vehicle Implementation and Heart Disease Classification Using Machine Learning*. *IEEE Access*, 2023. **11**: p. 17968-17982.
5. Arakawa, T., *A Review of Heartbeat Detection Systems for Automotive Applications*. *Sensors*, 2021. **21**(18): p. 6112.
6. Gibson, C.M., et al., *Evolution of single-lead ECG for STEMI detection using a deep learning approach*. *International Journal of Cardiology*, 2022. **346**: p. 47-52.
7. Hannun, A.Y., et al., *Cardiologist-level arrhythmia detection and classification in ambulatory electrocardiograms using a deep neural network*. *Nature Medicine*, 2019. **25**(1): p. 65-69.
8. Andersen, L.W., et al., *The prevalence and significance of abnormal vital signs prior to in-hospital cardiac arrest*. *Resuscitation*, 2016. **98**: p. 112-117.
9. Churpek, M.M., et al., *Derivation of a cardiac arrest prediction model using ward vital signs**. *Critical Care Medicine*, 2012. **40**(7).
10. Kang, M.A., et al., *Real-Time Risk Prediction on the Wards: A Feasibility Study*. *Critical Care Medicine*, 2016. **44**(8): p. 1468-1473.
11. Oh, H., K. Lee, and W. Seo, *Temporal patterns of change in vital signs and Cardiac Arrest Risk Triage scores over the 48 hours preceding fatal in-hospital cardiac arrest*. *Journal of advanced nursing*, 2016. **72**(5): p. 1122-1133.
12. Abbasi, M.U., et al., *Multiple contaminant biosignal quality analysis for electrocardiography*. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2022. **71**: p. 103127.
13. Cross, T.J., et al., *The interactions between respiratory and cardiovascular systems in systolic heart failure*. *Journal of Applied Physiology*, 2020. **128**(1): p. 214-224.
14. Siniorakis, E., et al., *Acute Heart Failure in the Emergency Department: Respiratory Rate as a Risk Predictor*. *In Vivo*, 2018. **32**(4): p. 921.
15. Da Cunha, D.N., et al., *Trends in respiration rate as an indicator of worsening heart failure*. *Journal of Cardiac Failure*, 2007. **6**(13): p. S173.
16. Leonhardt, S., L. Leicht, and D. Teichmann, *Unobtrusive vital sign monitoring in automotive environments—A review*. *Sensors*, 2018. **18**(9): p. 3080.
17. Leicht, L., et al., *Unobtrusive Measurement of Physiological Features Under Simulated and Real Driving Conditions*. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022. **23**(5): p. 4767-4777.
18. Castaneda, D., et al., *A review on wearable photoplethysmography sensors and their potential future applications in health care*. *Int J Biosens Bioelectron*, 2018. **4**(4): p. 195-202.
19. Angelo, L.T.D., et al. *A system for unobtrusive in-car vital parameter acquisition and processing*. in *2010 4th International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare*. 2010.
20. Heuer, S., et al. *Unobtrusive in-vehicle biosignal instrumentation for advanced driver assistance and active safety*. in *2010 IEEE EMBS Conference on Biomedical Engineering and Sciences (IECBES)*. 2010.
21. Shin, H.S., et al. *Real time car driver's condition monitoring system*. in *SENSORS, 2010 IEEE*. 2010.
22. Rahman, H., et al. *Real time heart rate monitoring from facial RGB color video using webcam*. in *The 29th Annual Workshop of the Swedish Artificial Intelligence Society (SAIS), 2–3 June 2016, Malmö, Sweden*. 2016.
23. Qiao, J.H., et al., *Contactless multiscale measurement of cardiac motion using biomedical radar sensor*. *Front Cardiovasc Med*, 2022. **9**: p. 1057195.

24. Schires, E., P. Georgiou, and T.S. Lande, *Vital Sign Monitoring Through the Back Using an UWB Impulse Radar With Body Coupled Antennas*. IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems, 2018. **12**(2): p. 292-302.
25. Tang, M.C., F.K. Wang, and T.S. Horng, *Single Self-Injection-Locked Radar With Two Antennas for Monitoring Vital Signs With Large Body Movement Cancellation*. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2017. **65**(12): p. 5324-5333.
26. Vetter, P., et al. *Integration of an electromagnetic coupled sensor into a driver seat for vital sign monitoring: Initial insight*. in *2017 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety (ICVES)*. 2017.
27. Pereira, C.B., et al., *Remote monitoring of breathing dynamics using infrared thermography*. Biomed Opt Express, 2015. **6**(11): p. 4378-94.
28. Eilebrecht, B., et al. *Motion Artifact Removal from Capacitive ECG Measurements by Means of Adaptive Filtering*. 2012. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
29. Wiklund, U., et al., *Adaptive spatio-temporal filtering of disturbed ECGs: a multi-channel approach to heartbeat detection in smart clothing*. Medical & Biological Engineering & Computing, 2007. **45**(6): p. 515-523.
30. Ansari, Y., et al., *Deep learning for ECG Arrhythmia detection and classification: an overview of progress for period 2017–2023*. Frontiers in Physiology, 2023. **14**.
31. Martin, H., et al., *Near real-time single-beat myocardial infarction detection from single-lead electrocardiogram using Long Short-Term Memory Neural Network*. Biomedical Signal Processing and Control, 2021. **68**: p. 102683.
32. Kora, P., *ECG based Myocardial Infarction detection using Hybrid Firefly Algorithm*. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2017. **152**: p. 141-148.
33. Liu, N., et al., *A Simple and Effective Method for Detecting Myocardial Infarction Based on Deep Convolutional Neural Network*. Journal of Medical Imaging and Health Informatics, 2018. **8**(7): p. 1508-1512.
34. Feng, K., et al., *Myocardial Infarction Classification Based on Convolutional Neural Network and Recurrent Neural Network*. Applied Sciences, 2019. **9**(9): p. 1879.
35. Widengård, A., et al., *Detektion av akut hjärt-kärlsjukdom i fordon. Utveckling av maskininlärningsalgoritm för detektion av akut hjärt-kärlsjukdom hos förare med enkelavlednings-EKG.*, in *E2*. 2024, Chalmers Tekniska Högskola: Göteborg.
36. Bousseljot, R., D. Kreiseler, and A. Schnabel, *Nutzung der EKG-Signaldatenbank CARDIODAT der PTB über das Internet*. Biomedical Engineering / Biomedizinische Technik, 1995. **40**(s1): p. 317-318.
37. Wagner, P., et al., *PTB-XL, a large publicly available electrocardiography dataset*. Scientific Data, 2020. **7**(1): p. 154.
38. Goldberger, A.L., et al., *PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: components of a new research resource for complex physiologic signals*. Circulation, 2000. **101**(23): p. E215-20.
39. Kiranyaz, S., et al. *1-D Convolutional Neural Networks for Signal Processing Applications*. in *ICASSP 2019 - 2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. 2019.
40. DiPietro, R. and G.D. Hager, *Chapter 21 - Deep learning: RNNs and LSTM*, in *Handbook of Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention*, S.K. Zhou, D. Rueckert, and G. Fichtinger, Editors. 2020, Academic Press. p. 503-519.
41. Morris, F. and W.J. Brady, *ABC of clinical electrocardiography: Acute myocardial infarction—Part I*. BMJ, 2002. **324**(7341): p. 831-834.
42. Andersson, J., et al., *EKG- och pulsmätning i fordon. Analys av brus och störningar i fordon för att detektera kardiovaskulära sjukdomar med EKG- och pulsmätning.*, in *E2*. 2024, Chalmers Tekniska Högskola: Göteborg.
43. Sedghamiz, H., *Matlab Implementation of Pan Tompkins ECG QRS detector*. 2014.

44. Pan, J. and W.J. Tompkins, *A Real-Time QRS Detection Algorithm*. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1985. **BME-32**(3): p. 230-236.
45. Kawasaki, R. and A. Kajiwara. *Driver's vital-signs monitoring with a single 60GHz sensor*. in *2023 IEEE Radio and Wireless Symposium (RWS)*. 2023.
46. Candefjord, S., et al., *Fysiologisk övervakning av förare för fordonets hantering av nödsituationer (DrivER) 2024*, Fordonsstrategisk Forskning och Innovation (FFI).
47. Nei, M., *Cardiac effects of seizures*. Epilepsy Curr, 2009. **9**(4): p. 91-5.
48. Zangróniz, R., et al., *Electrodermal Activity Sensor for Classification of Calm/Distress Condition*. Sensors (Basel), 2017. **17**(10).
49. van Elmpt, W.J., et al., *A model of heart rate changes to detect seizures in severe epilepsy*. Seizure, 2006. **15**(6): p. 366-75.
50. Zijlmans, M., D. Flanagan, and J. Gotman, *Heart rate changes and ECG abnormalities during epileptic seizures: prevalence and definition of an objective clinical sign*. Epilepsia, 2002. **43**(8): p. 847-54.
51. Chen, W., et al., *Heart rate changes in partial seizures: analysis of influencing factors among refractory patients*. BMC Neurology, 2014. **14**(1): p. 135.