



AALBORG UNIVERSITET
STUDENTERRAPPORT

Software 8 - Mål Søvn Og Fysisk Aktivitet Til At Hjælpe Personer Med Psykiske Lidelser

P8 Projekt af SW808F15

2-2-2015 to 27-5-2015

Deltager(e):

Lars Andersen
Lasse Vang Gravesen
Mathias Winde Pedersen
Søren Skibsted Als



AALBORG UNIVERSITET
STUDENTERRAPPORT

Information og kommunikations teknologi

Selma Lagerlöfsvej 300

Aalborg Universitet

<http://www.aau.dk>

Titel:

Rapportens titel

Tema:

Mobile Systemer

Projektperiode:

Forårssemestret 2015

Projektgruppe:

SW808F15

Deltager(e):

Lars Andersen

Lasse Vang Gravesen

Mathias Winde Pedersen

Søren Skibsted Als

Vejleder(e):

Ivan Aaen

Oplagstal: 1

Sidetæl: 42

Afleveringsdato:

27. maj 2015

Abstract:

Lasse: abstract goes here

Rapportens indhold er frit tilgængeligt, men offentliggørelse (med kildeangivelse) må kun ske efter aftale med forfatterne.

Indholdsfortegnelse

1	Introduktion	1
2	Søvn	3
2.1	Forskning	4
2.2	Konfigurationstabel	9
2.3	Metode Valg	10
2.4	Proof of Concept	14
2.5	Videre arbejde	23
3	Fysisk Aktivitet	29
3.1	Forskning	29
3.2	Proof of Concept	31
3.3	Videre Arbejde	32
4	Diskussion	35
4.1	Videre Arbejde	35
5	Konklusion	37
	Litteratur	39

List of Todos

- ii, **Lasse:** abstract goes here
- 4, **Lars:** Lav secrefs
- 14, **Lars:** forsøg på at løfte rapporten udover vores fokus
- 32, **Lars:** Måske skal vi ref til fælles raport her
- Als:** Hvad skal det her kapitel omhandle? Tænker når
- 35, vi har en sektion om videre arbejde i både Søvn og Fysisk Aktivitet. Evt. adfærdsændringsregistrering?

Kapitel 1

Introduktion


I dagens Danmark er der en del som lider af psykiske lidelser hvilket tydeligt kan ses fra brugen af antidepressiv medicin idet at 1 ud af 12 danskere i 2011 brugte det [1].

Disse personer har mulighed for at komme under behandling, hvilket kan være terapi eller medicinsk behandling. Men som patienterne til et fokusgruppe mødet sagde, [2, Kapitel 1, Sektion 5], ville ethvert værktøj som kan gøre deres liv nemmere være godt. Der er mange mulige måder at lave noget innovativt i dette område, men noget af det mest relevante og interessante er hvordan man kan bruge smartphones til at hjælpe dem som lider af psykiske lidelser. Dette er en åbenlys mulighed da næsten 80% af danskere har adgang til smartphones [3], og disse smartphones er et kraftfuldt værktøj som kan bruges på mange forskellige måder og mange af disse er ikke udforskede.

Dette ligger som baggrund for den fælles platform(eller 'PsyLog') [2], hvor et mobilt system til indsamling af sensor og brugs data er blevet implementeret samt en platform som gør det muligt at lave udregninger og visninger af disse. Idéen ved det overordnede system er at det skal fungere modulært idet at der kan være forskellige moduler som udfører opgaver såsom indsamling eller analyse af data.

Ved mange psykiske lidelser ser man tit at der er opførsels mønstre som signalerer selve sygdommen, idet at visse patienter har symptomer der materialiserer sig som ændring i adfærd. Et eksempel på dette kunne være skizofreni, hvor social interaktion er nedsat [4]. Idéen er så at hvis man kan observere disse adfærds ændringer ved brug af sensor data på den fælles platform, kan man informere brugeren og give dem et bedre overblik over deres psykiske helbred, og muligvis fungere som et 'early warning' system der kan opdage udbrud af sygdommen på et tidligt stadie.

Vores fokus er på personer med unipolar og bipolar depression. For personer med disse lidelser er der forskellige indikatorer, som f.eks. nedsat fysisk aktivitet, nedsat social aktivitet, søvn problemer, indre uro, dårlig appetit, ændring i humør

og så videre [2]. Af disse kan fysisk og social aktivitets niveau samt søvn måles ved hjælp af data der kan optages fra en smartphone .

Forskning viser at søvn har en væsentlig indflydelse på ens tilstand, dette gælder i høj grad for bipolare patienter [7]. Endvidere, har vi også hørt gentagne gange fra psykologer, psykiatere og patienter at det er et meget fremtrædende problem for personer der har enten uni- eller bipolar depression [2, Kapitel 2, Sektion 3,4,5]. Hvis man kan vise personer med en af disse lidelser at de har søvn problemer på et tidligt stadie vil dette være fordelagtigt, da det så kan give mulighed for at gribe ind før et udbrud bliver meget værre. På samme tid er ændring i fysisk aktivitet også meget vigtigt, da man også ser dette ofte hos personer med unipolar eller bipolar lidelse, hvilket er baseret på hvad der blev sagt ved mødet med Jørgen, se [2, Kapitel 1, Sektion 4]. Fysisk aktivitet kan simplificeres meget og måles relativt nemt ved at ændre perspektivet på hvad udgør fysisk aktivitet, f.eks. ved at se på hvor mange skridt man tager på en dag. På baggrund af dette giver det mening at kigge på både hvor meget en person sover, men også på hvor fysisk aktive de er. Overordnet set kan disse to parametre give et ganske godt indblik i en persons adfærd, og gennem disse give mulighed for at opdage ændringer i adfærd, som ifølge og adjunkt professor i klinisk psykiatri Jørgen Aagaard [5] er det største signal på om en depressions- eller maniperiode er under opsejling.

Derfor vil disse to undersøges og proof of concepts vil forsøges implementes i konteksten af 'PsyLog'.

Kapitel 2

Søvn

Søvn og IT er ikke den mest indlysende kombination for mange folk, men der er dog alligevel mulighed for at lave denne kombination. Søvn og IT i sammenhæng er blevet muligt med alt det nye teknologi der er begyndt at komme frem som for eksempel smartphones, smartwatches, smartwristbands og etc. Der er dog i denne sammenhæng mange ting man skal tage højde, blandt disse er privatlivs regler om overvågning og andre lignende regler lavet til at beskytte den individuelle person.

Problemet her bliver så at klassificere hvornår en person sover ud fra den data man har til rådighed. Når man arbejder med klassificering af noget som helst, er det vigtigt man beslutter sig for hvilke kriterier man vægter højest. Kriterier til dette kan være præcision, simpelt, "non-intrusive" eller pålidelighed. Med præcision menes om man vægter korrekte resultater højt, og her ville mange nok sige at selvfølgelig vægter man præcision højt, da man ikke kan bruge det til noget hvis en situation klassificeres forkert, men her er spørgsmålet mere hvilke kriterier man vægter højere end præcision. Med det menes hvilke kriterier man er villig til at sænke præcisionen for at opfylde bedre. Pålidelighed er ikke det samme som præcision, med pålidelighed menes at systemet skal kunne være mere fleksibelt i hvilke situationer det kan bruges og på hvilke måder det kan bruges, og stadig give fornuftige resultater. Simpelt betyder at processen bag skal være nem at forstå og sætte sig ind i. Non-intrusive betyder at personer der bruger system ikke skal ændre på deres adfærd for at bruge det, hvilket vil sige at introduktionen af systemet til problemområdet ikke ændrer på problemområdet.

Ikke alle disse kriterier går i helt samme retning, for eksempel vil prioritering af et non-intrusive system sandsynligvis komme på en bekostning af præcisionen, da det at gøre systemet non-intrusive sætter en begrænsning på hvilke former for data man har til rådighed. For at tilgodese ønsket om et non-intrusive system, kunne man for eksempel opstille det krav at systemet skulle være uafhængig af bruger input, dog kan dette blive problematisk i et klassificerings problem som dette er i sidste ende. Kriteriet om pålidelighed kunne opfyldes ved at stille det krav til

systemet at det for eksempel skulle være i stand til at filtrere data fra der ikke er fra den person det er meningen skal bruge systemet.

Lars: Lav secrefs



Med alt denne information bag en søvn analyse vælges der først at se på hvilket forskning der allerede er blevet lavet på området med søvnbestemmelse. Ud fra den information vi får fra denne undersøgelse laver vi en konfigurationstabel til at beskrive hvordan vi forstiller os systemet vil udforme sig. Derefter vælger vi hvilke af de fundne metoder vi tager inspiration i til vores egen løsning som vi så følger **om** med en beskrivelse af hvordan vi tog den information i brug. Til sidst præsenteres hvad vi finder frem til med systemet og hvad der er mulighed for af videre arbejde med vores løsning.

2.1 Forskning

Denne sektion lægger grundlag for hvad der vides akademisk om søvn og forbindelsen til psykiske lidelser, idet denne slags information er meget vigtig hvis man vil vide hvad der er produktivt at arbejde med og hvilke slags personer løsningen skal være tilrettet. Sektionen diskuterer videre hvilke slags indsamlede data der kan benyttes specifikt hvilken enhed de måles i og hvor ofte de kan hentes ind. Dette er relevant da det er godt at vide når man skal analysere videre på de metrikker. Endvidere diskuteres forskellige metoder til søvn estimerings **metoder da disse skal sammenlignes og diskuteres videre.**

Forskning viser at søvn har en væsentlig indflydelse på ens tilstand, dette gælder i høj grad bipolare patienter [7]. Endvidere, har vi også hørt gentagne gange fra psykologer, psykiatere og patienter at det er et meget fremtræden problem for personer der har enten uni- eller bipolar depression [2, Kapitel 2, Sektion 3,4,5].

Det viser sig at en regelmæssig søvn-vågen cykel er særdeles vigtig for bipolare patienter. Eksempelvis kan mangel på søvn medføre større risiko for at gå ind i en mani- eller depressions-periode [7].

Hvis man er i en maniperiode sover man væsentligt mindre end for den habituelle periode [7]. Ved depression er det sædvanligt at sove væsentligt længere end for den habituelle periode, men vi har også hørt fra patienter at de har sovet meget lidt [2, Kapitel 2, Sektion 5].

Grundet dette anses søvn for en vigtig indikator på om man begynder at befinde sig i en mani- eller depressions-periode og bør derfor undersøges nærmere til at determinere sådanne perioder.

Desuden har Wehr [8] udført et eksperiment på en enkelt testperson der indikerede at søvn mangel kunne føre til maniperioder som så oftest blev efterfulgt af en depression når personen havde fået lidt søvn. Der er dog et par problemer med denne kilde, det første værende at den kun bruger en enkelt test person så det kunne være det bare var et særtilfælde og ikke et generelt træk. Det andet

problem er at informationen er fra 1991, så den kunne godt være viden om forbindelsen mellem søvn og mani har ændret sig siden da, men den er blevet citeret flere gange siden da, i f.eks. [9] hvor den bruges til at vise at der er en forbindelse mellem søvn og mani. Udover denne ene kilde der indikerer at søvnmangel kan føre til mani, så er der flere kilder [10, 11] der indikerer at søvnmangel kan føre til hjerteproblemer. Ud over dette er der også fundet indikationer på at søvnmangel svækker immunsystemet [12].

Da søvn er en meget vigtig faktor til estimering af sygdomme og livskvalitet er der lagt en stor mængde forskning i dette område. Dette giver udslag i en lang række af søvn estimerings metoder, hvor nogle af de mest fremtrædende muligheder nævnes og vurderes. For at have en ordentlig grundlag for at diskutere datakilder er de benyttede metrikker dog først beskrevet.

2.1.1 Metrikker

For at kunne tale om indsamlet data på en fornuftig vis gives her en beskrivelse af metrikkerne der benyttes. Metrikkerne der omtales stammer fra udviklede data indsamlingsmoduler fra fælles projektet [2].

Acceleration måles i $\frac{m}{s^2}$ med et interval på 215 – 230ms. Dvs. der måles acceleration der er ændring i hastighed per tid.

Amplituden måles som max amplituden over en tidsperiode af 1000ms varighed. Enheden er en arbitrær enhed der varierer fra telefon til telefon, men svarer til en skala fra 0 – 100% elektrisk spænding der kan måles på den indbyggede telefon, skaleret op til en 16 bits integer værdi.

Lys måles i Lux i et interval på 215 – 230ms.

Lås/låst op måles per begivenheds basis og registreres med et timestamp for når handlingen skete samt en boolsk værdi for om der blev låst eller låst op. Det samme gælder for opladning/stoppet opladning, samt tændt/slukket.

For at få et bedre overblik over de omtalte metrikker se Tabel 2.1.

Datatype	Enhed	Interval
Acceleration	$\frac{m}{s^2}$	215 – 230ms
Amplitude	Afhængig af mikrofon	1000ms
Lysstyrke	Lux	215 – 230ms
Låst/låst op	Bolsk værdi	På begivenhedsbasis
Opladning/ikke opladning	Bolsk værdi	På begivenhedsbasis
Tændt/slukket	Bolsk værdi	På begivenhedsbasis

Tabel 2.1: Overblik over metrikker

2.1.2 Metoder

Med et fælles grundlag for dataindsamling metrikker følger hermed en beskrivelse af en række søvnestimeringsmetoder.

Polysomnografi

Den måske mest akkurate søvnestimerings metode er polysomnografi, der er en metode der kombinerer et elektroencefalogram med målinger af muskel spænding og øjenbevægelse [13, 14]. Dog kræver denne metode en større mængde af special udstyr og erfarne teknikere til at montere udstyret på en patient, hvilket gør denne metode upraktisk i en almen patients soveværelse.

AktiGraf

Imidlertid findes der andre metoder der er nemmere at benytte. Et eksempel på sådan en søvnestimerings metode er aktigraf, der er akkurat selvom det kun benytter sig af accelerometre påmonteret ens arm. En sådan teknik kan estimere metrikker såsom timer sovet, søvn virkningsgrad, og antal af søvnafbrydelser. Kendte eksempler på sådanne apparater findes ved eksempelvis FitBit og JawBone [15, 16]. Prisen på disse kan svinge fra 500 kroner til 2000 kroner baseret på hvilket produkt man køber, og påkræver at armbåndet er påmonteret når man sover.

Kravet om at udstyr som FitBit og JawBone skal være monteret på ens arm finder vi ikke som en tilstrækkelig hængning for at afvise brugen af sådan en teknik. Af samme grund står muligheden åben for at bruge sådant udstyr i fremtiden, hvis man er interesseret i mere akkurat søvn estimering end efterfølgende nævnte estimerings metoder. Derudover er platformen opbygget til at være yderst fleksibelt angående hvilke moduler kan benyttes, så skulle man i fremtiden ønske at udvikle et modul der virker med FitBit/JawBone er dette muligt, men udskydes på pågældende tidspunkt grundet ressourcemangel i form af arbejdstid og det fornødne udstyr til rådighed. Der findes lignende løsninger der kun benytter sig af ens smartphone, men hvor man pålægger patienten at placere sin smartphone under hovedpuden. Men ligesom FitBit/JawBone løsningen kræver det at man overdrager ansvaret til patienten om at placere sin smartphone i sengen, ligesom med armbåndene skal monteres på ens arm.

Søvn Dagbog

Der findes en lang række spørgeskemaer, hvor patienten får ansvaret for at udfylde sådanne skemaer, hvor man på den måde kan følge en patients søvnrytme. Sådanne metoder er ikke vores fokus emne, men er en mulighed med den fleksible platform der er udviklet, hvor en sådan dagbog er et modul. Dog er det værd at

tage med i betragtning, når man skal lære en ny model, hvilket [17] angiver, hvor man bruger dagbogen som "ground truth" til at træne ens model.

Med ressourcerne for dette projekt er dette dog ikke valgt som primær fokus, da vi ønsker en metode der kan estimere søvn med mindst mulig bruger intervention, og hvor grundlaget for vurdering skal være ved hjælp af sensorer fremfor en subjektiv vurdering man alligevel har mulighed for i forvejen. Idéen om en "objektiv dagbog" er dermed også i tankerne her, og er hvorfor denne løsning ikke undersøges nærmere end at det kan bruges for læringsperioder for vores modeller.

Toss 'N' Turn

Følgende fremgangsmåde er præsenteret i Min et al. [17], og beskrivelsen bygger på forsknings resultaterne derfra.

For Toss 'N' Turn fremgangsmåden er tanken at man blot skal have sin smartphone i sit soveværelse for at den kan estimere ens søvnstarttidspunkt, vækketidspunkt og sovelængde. Teknikken tager udgangspunkt i en række sensorkilder der er tilgængelig på smartphonen i forvejen. Disse værende accelerometer, mikrofon(maksamplitude), lyssensor, proximitysensor, kørende processer, batteri stand (opladning/ikke opladning), og skærmvisningstilstand. Ud fra disse sensorkilder og en søvndagbog der foretages i minimum tre dage, til at lære en søvnestimeringsmodel, kan de opnå en præcision med søvnlængde Mean Error (ME) på under 1 time. Derudover har deres forskning vist at den gennemsnitlige præcision for daglig søvn estimering er på 83.97%. Hvilket gør det til en oplagt mulighed at arbejde med. Deres algoritme fungerer så ved at foretage en række feature udtrækninger, og så bruge teknikker såsom exponential moving average, Naive Bayes classifier og decision trees til at opnå den fornødne nøjagtighed. Hvis vi antager at den procent nøjagtighed de har på 84% er for en patient der sover 8 timer, vil dette betyde at søvnen estimeres med +/- 76 minutter, hvilket er ganske meget når vi skal bestemme om en person sover for meget eller for lidt. 76 minutter i den forkerte retning kan sagtens resultere i at en person der sover for lidt bliver vurderet til at sove tilstrækkeligt og vice versa

En ulempe ved denne teknik er at den kræver en oplæringsperiode på minimum 3 dage for at få en lovende præcision, men er antaget at være et acceptabelt kompromis, da estimeringen så ville kunne fungere relativt præcist efterfølgende.

Derudover er det en klar fordel ved denne teknik at man ikke behøver at placere sin smartphone i sengen, og kræver derfor minimal bruger intervention, da mange folk alligevel bruger deres smartphone som vækkeur [18].

Det ville dog være bedre med en søvnestimeringsteknik der ikke nødvendigvis kræver en træningsperiode.

Best Effort Sleep Model

Best Effort Sleep (BES) Model Chen et al. [19] bruger en fremgangsmåde der udelukkende baseres på målbare data fra en smartphone til at estimere en brugers søvnlængde, meget lig Toss 'N' Turn's koncept. Disse målbare datakilder anskaffes på en måde så brugeren ikke behøver ændre sin søvn adfærd, som det fx er tilfældet på andre tilsvarende løsninger som fx JawBone eller FitBit der kræver at en wearable benyttes mens man sover. Det at ingen af datakilderne er i direkte kontakt med brugeren går dog ud over præcisionen, da der er op mod 40 minutters unøjagtighed i estimeringen af søvnlængde, hvilket for en person der sover 8 timer svarer til 92% nøjagtighed. Om denne unøjagtighed er acceptabel skal vurderes ud fra hvad informationen skal bruges til og hvilke kriterier der er til data. Ud over dette kan BES ikke bruges til at estimere kvaliteten af ens søvn. Med kvaliteten menes hvor mange gange man har været vågen i løbet af natten, til dette kræves involvering af brugeren, enten af de bruger en wearable eller at de interagerer med systemet.

I vores tilfælde vil denne fremgangsmåde fungere godt som en backup solution til en af de brugerinvolverende fremgangsmåder, da det største problem ved disse er at de bliver ubrugelige hvis brugeren ikke bruger dem rigtigt. I de tilfælde hvor BES og en bruger involverende løsning begge er tilstede, kan BES bruges til at validere data fra den brugerinvolverende løsning.

I BES bruges der seks forskellige målinger til at estimere søvn. Grunden til det store antal målinger er, at det er nødvendigt med flere forskellige input kilder, da ingen af dem er i direkte kontakt med brugeren og at de hver for sig ikke siger særlig meget men i kombination giver en udmærket estimering om brugeren sover. Kilderne der bruges er meget tilsvarende dem der bruges i Toss 'N' Turn beskrevet i Afsnit 2.1.2, hvor der her bruges lys, lyd, bevægelse (accelerometer), skærmlås, batteri status og om den er slukket. Målinger fra disse datakilder skal vægtes forskelligt, og ud fra eksperimenterne udført af Chen et al. [19], nåede de frem til følgende vægtninger der kan ses i Tabel 2.2.

Datakilde	Koefficient
Lys	0.0415
Lås	0.0512
Slukket	0.0000
Opladning	0.0469
Bevægelse	0.5445
Lyd	0.3484

Tabel 2.2: De forskellige vægtninger for hver datakilde.

Disse koefficienter kan bruges af os til at springe en eventuel lærings periode over, dog kan dette gå ud over præcisionen. Hvis præcisionen er meget vigtig vil

man have en lærings periode, hvor man får den objektive sandhed om søvnlængden ind, så man kan blive i stand til at finde de optimale koefficient værdier for hver kilde. Endvidere vil analysen også bedre kunne tilpasses til individet, frem for at bruge koefficienterne i Tabel 2.2 der vil gøre analysen mere general. Hvis man vælger at bruge en lærings perioden, vil det give en analyse der er bedre tilpasset individet, frem for den generelle løsning det vil være at bruge de koefficienter præsenteret i tabellen ovenover.

Fordelen ved BES er at den ikke kræver nogen form for interaktion med brugeren, udover at ens smartphone skal ligge tæt på hvor man sover. Derudover er en fordel også at denne model er klar til at blive taget i brug med det samme hvis vi vælger at holde os til de koefficienter der blev præsenteret ovenover. En ulempe er dog hvis man ligger sin smartphone i stuen vil det ikke sige særlig meget omkring ens søvn. Endvidere har BES en ulempe i forhold til fx wearables løsninger, hvilket at den har en relativ høj unøjagtighed hvilket er på ± 40 minutter. Dette er en del i forhold til andre fremgangsmåder, men der bliver man nødt til at vurdere om det er acceptabelt når man tager i betragtning at brugeren ikke skal ændre sin adfærd for at bruge det og at der, i modsætning til de fleste andre fremgangsmåder, ikke kommer til at være aftener hvor målingerne ikke kan bruges fordi brugeren fx glemte at fortælle systemet at han gik i seng.

Statistisk Baseret Tilgang

Den statisk baserede tilgang bliver præsenteret som en lille del af Gautam et al. [20]. Denne metode bygger på at telefonen ligger i patientens seng og er så ud fra de bevægelser der sker i stand til at bestemme om personen sover eller ej. Metoden ser på målingerne i sæt af fire minutter, og bestemmer for hver periode om patienten sover eller ej. Til at nå frem til dette ser metoden på intensiteten af bevægelser for hver måling og sammenligner dette med et beregnet tærskelværdi. Tærskelværdien beregnes som median plus standard deviation delt med to. Hvis en selv defineret procent af målingerne overstiger det beregnede tærskelværdi, vurderes patienten til at være vågen, ellers estimeres det at patienten sover.

2.2 Konfigurationstabel

Denne sektion er baseret på Aaen [21].

Konfigurationstabellen, Figur 2.1, der er beskrevet i denne sektion er den første konfigurationstabel af systemet. Grunden til dette er fordi metoden kun skal være en grundsten for videre arbejde. Når man skal lave videre arbejde er det vigtigt at kigge på de findings der er beskrevet i en konfigurationstabel. Denne del er dog ikke udfyldt på grund af der ikke er fundet nogle findings endnu, disse vil dog blive beskrevet senere i Afsnit 2.5. Denne konfigurationstabel har mange ligheder

med den der er beskrevet i Als et al. [2]. Grunden til dette er fordi det er samme målgruppe der udvikles til, endvidere udvikles der til PsyLog platformen der blev udviklet i Als et al. [2].

En konfigurationstabel er lavet fordi det er vigtigt at alle udviklere ser på projektet på samme måde, så alle ved lige præcis hvad for et type projekt der arbejdes på, samt hvorfor lige præcis dette projekt udvikles. Ydermere, giver konfigurationstabellen også et overblik over hvilket komponenter der kan bruges til at udvikle projektet, samt også hvilket begrænsninger der muligvis er i projektet. Endvidere, beskriver konfigurationstabellen også en måde at evaluere projektet på, så alle ved præcis hvordan de skal evaluere vigtigheden af de forskellige opgaver.

Til at få udtrykt en vision for projektet som alle udviklere er indforstået med er der brugt både en metafor og et ikon. Metaforen og ikon tjener hvert sit formål i forhold til visionen.

Metaforen som vision er knap så udtømmende, men er tiltænkt som en parallel man kan drage til en anden kontekst og går på koncept niveau mere end på faste specifikationer. Metaforen for systemet er en objektiv søvn dagbog, dette er valgt fordi det er sensorer der samler data og vedhjælp af disse lave en historie omkring hvordan ens søvn har været.

Ikonet som vision skal forstås som et forbillede rent æstetisk, dvs. hvilket layout ens løsning skal følge. Som ikon bruges *Sleep Cycle* [22], hvilket er en alarm applikation som vækker en når man er i den lette søvn periode. Den er set som et forbillede i den forstand at det er en ikke forstyrrende søvndetekterings applikation, hvilket for vores produkt ses som et helt centralt krav.

2.3 Metode Valg

For at kunne tage et valg omkring hvilket metoder der skal vælges gives et overblik over de metoder der er beskrevet i forskning. Disse valg skal evalueres ved hjælp af kriterier, og disse kriterier er baseret på hele idéen bag projektet da systemet skal kunne lave målinger uden at forstyrre og kunne lave præcise analyser baseret på denne data på en brugers telefon.

Undgå bruger intervention og måler søvn uden at forstyrre

Dette ses som det helt centrale kriterie for vores løsning. Grunden til dette er at vi er interesseret i at registrere søvn for personer der kan risikere at have en meget uforudsigelig søvn. Det kan være at patienten falder spontant i søvn på sofaen midt om dagen, og hvis personen som krav for at kunne monitorere søvn skal starte søvn modulet ville en sådan spontan søvn ikke blive registreret. Derudover blev der til fokusgruppe interviewet [2, Kapitel 1, Sektion 5] lagt stor vægt på at hvis en person er på vej imod en depression ville enhver form for ekstra arbejde være en byrde man ville springe over.

Focus	Paradigm	Product	Project	Process
	Reflection <i>Challenge:</i> Kan vi bruge datakilder fra moduler tilgængelige i PsyLog til at estimere søvn? <i>Use Context:</i> Den unipolare/bipolare patient åbner app'en for at blive informeret om deres søvn. <i>Purview:</i> At observere og informere, IKKE reagere	Affordance <ul style="list-style-type: none"> - Søvndata til at give patienten overblik over deres søvnmønstre. - Vis estimeret søvn på brugers skærm. - <i>Option:</i> dele opsamlet data med læge eller anden kontaktperson, interventioner, overvågning 	Vision <i>Vision som metafor:</i> Objektiv søvn dagbog <i>Vision som ikon:</i> Sleep Cycle applikation	Facilitation Fokuser på at give patienter relevant og grundig information om deres søvnmønstre. At patienten nemt kan aflæse og forstå det præsenterede data og benytte informationen.
Overview	Stakeholders <ul style="list-style-type: none"> - Sponsor - Patienterne <i>Main perspective:</i> Patienter med unipolar og bipolar affektiv lidelse <i>Sidenote:</i> Andre kan have gavn af søvnestimering.	Design <ul style="list-style-type: none"> - PsyLog moduler som datakilder. - Analyse af data til estimering af søvn. - Udvikling af søvn analyse moduler til PsyLog. 	Elements <ul style="list-style-type: none"> - <i>Grounds:</i> Depression- og mani-perioder opdages for sent. - <i>Warrant:</i> Hvis man opdager symptomerne på påbegyndende perioder tidligere giver det bedre mulighed for forebyggelse af udbrud. Søvnændring er et symptom på sådann påbegyndende perioder. - <i>Qualifier:</i> En mobil med PsyLog og PsyLog sensor moduler nødvendig. Basal viden om smartphone. - <i>Rebuttal:</i> Mange har smartphones nu om dage, og løsningen dækker derfor en stor gruppe patienter. Derudover er smartphone/wearables langt billigere at købe end betaling for en længere behandling. 	Evaluation <ul style="list-style-type: none"> - <i>Procedure:</i> Fokusgrupper, Usability Tests, Krydsvalidering - <i>Criteria:</i> <ul style="list-style-type: none"> - Akkurat - Let-tilgængeligt - Let-forståeligt
Details	Scenarios <ul style="list-style-type: none"> - Patienten bruger sin mobil og data gemmes - Vis estimeret søvn - Patienten opdager forværring af søvn og kontakter en læge 	Components <ul style="list-style-type: none"> - Sensor moduler - Analyse moduler 	Features <ul style="list-style-type: none"> - Visualisering af søvn baseret på gemt data 	Findings



Figure 2.1: Konfigurations tabellen for systemet.

Et system der kræver manuel aktivering for hver søvn periode ville derfor ikke være tilstrækkelig i sådanne scenarier, og er hvorfor et ikke forstyrrende system vægtes så højt.

Kunne bruges af brugere i deres eget hjem

Applikationen er tiltænkt som en personlig hjælper, hvor en patient kan holde øje med deres egen situation især i det habituelle niveau for at holde øje med tegn på forværring. Af denne grund er det centralt at systemet skal kunne bruges i eget hjem, og ikke være påkrævet hospitalsapparatur. Dette hænger også sammen med at man ved det habituelle niveau ikke er indlagt, men at man går hjemme, og løsningen er tiltænkt som en forebyggende applikation, hvorfor patienter i det habituelle niveau er i fokus.

Være præcis og hvis den kan måle søvnforstyrrelser er dette en fordel

For at man skal kunne stole på vores system er det nødvendigt at det har en tilstrækkelig form for præcision, således at man ikke kommer med for mange forkerte estimater da man risikerer at patienten så ville undlade at bruge systemet. Derudover hvis systemet er for upræcist har det ingen formål, da idéen er at det skal kunne monitorere søvnen i højere grad end hvad patienten selv har opfanget.

2.3.1 Opsummering af Metoder

For at give et overblik over de forskellige metoder og teknikker opsummeres de i Tabel 2.3. Som en ekstra note til denne tabel er præcisionen baseret ud fra en antaget søvnlængde på otte timer.

Som det kan ses ud fra Tabel 2.3, så har de forskellige metoder varierende styrker og svagheder, dog er Toss 'N' Turn's søvn længde estimering og Best Effort Sleep sådan set ligesat. I den proces det er at beslutte hvilke at gå videre med, er det første punkt at se på hvilke af metoderne vi har mulighed for at lave med det udstyr og de konkrete ressourcer vi har til rådighed. Da polysomnografi kræver en ekspert og store mængder specialiseret udstyr, er denne ikke fornuftig at se videre på. ActiGraf kræver en wearable som dataindsamlings modul, hvilket vi ikke har, så derfor kigges der ikke videre på den, men hvis sådanne wearables var til rådighed, ville denne metode kunne give meget gode resultater.

En søvndagbog kunne godt være passende, dog er der det problem at det er subjektivt så patienten kan komme til at give ukorrekt information, hvilket vil virke forstyrrende for et program der skal finde trends. Derudover er der en risiko for at patienterne ikke udfylder deres søvn dagbog hvis de er i en depressions eller mani periode.


Dette efterlader os med tre tilbageværende metoder, Toss 'N' Turn, Best Effort Sleep (BES) og statistisk baseret tilgang. Af disse har BES og Toss 'N' Turn bedst præcision, hvor BES kan køre stort set uden at involvere brugeren, hvorimod Toss

	Poly somnografi	ActiGraf	Søvn Dagbog	Toss 'N' Turn	Best Effort Sleep	Statistisk baseret
Præcision	N/A (dog meget præcis)	95%+	Subjektivt	84% kvalitet, 92% længde	92%	68%
Behøver eksperter	Ja	Nej	Nej	Nej	Nej	Nej
Udstyr	Specialiseret udstyr	JawBone / FitBit	Ingen	Smartphone	Smartphone	Smartphone
Bruger intervention	I laboratorie og meget udstyr på patient	Monter udstyr / læg under hovedpude	Manuel registrering	Oplæringsperiode, derefter begrænset	Begrænset	Læg telefon i seng
Metrikker	REM søvn, Meget præcist	Let/Dyb søvn	Subjektivt	Længde, vækningsperioder og søvn kvalitet	Længde og vækningsperioder	Længde

Tabel 2.3: Opsummering af de forskellige metoder til søvnestimering.

'N' Turn har brug for en oplærings periode efter hvilket punkt brugeren ikke skal involveres. Den statistisk baserede metoder kræver en lille smule involvering af brugeren hele tiden, så på det punkt er det en god middelvej, men den har væsentlig lavere nøjagtighed end de to andre.

Se Tabel 2.4 for hvordan Toss 'N' Turn, Best Effort Sleep og den statistisk baseret metoder opfylder kriterierne.

	Ingen ekstra udstyr	Brug i soveværelse	Undgår bruger intervention	Er præcis 	(Måler søvnforstyrrelser)
Toss 'N' Turn	✓	✓		✓	✓
Best Effort Sleep	✓	✓	✓	✓	
Statistisk baseret	✓	✓			

Tabel 2.4: Hvordan de 3 forskellige metoder overholder kriterierne.

Ud fra dette skal der så udvælges en metode der skal fokuseres på. Netop fordi vi gerne vil have så lidt krav til bruger intervention som muligt vil vi kraftigt foretrække en metode som ikke kræver noget af brugeren, hvilket kan være Best Effort Sleep (BES) metoden, dog kræver Toss 'N' Turn metoden ikke specielt meget bruger intervention. Hvis BeS vælges har vi dog det problem at det ikke har været

muligt for os at finde en præcis beskrivelse af hvordan BES fortolker og kombinerer de forskellige datakilder, så det skal vi selv genskabe. Dog ved vi ud fra artiklen at det er muligt at gøre, hvilket betyder at BES er et reelt valg. BES har dog også det problem at den kun kan beregne søvnlængden og ikke søvn kvalitet, som mange mener også er ganske relevant da et af det beskrivende kriterier for at være i et depressions stadie er at ens søvn er ustabil eller af dårlig kvalitet. Manglen på denne egenskab gør at BES alene ikke er beskrivende nok til at dække alt, hvilket vil sige at hvis man skulle måle søvn kvalitet skulle man opsøge andre metoder.

Da der er mange muligheder at vælge imellem og ikke meget tid til at lave noget, vælges en potentiel delvis løsning at arbejde med som et proof of concept, hvor så udviklingen af andre metoder kan forsættes senere. Valget falder på en implementering af Best Effort Sleep Model, da denne opfyldte vores kriterier godt selvom den ikke måler søvnkvalitet. Hvis der havde været mere tid til rådighed, ville valget med alt sandsynlighed være faldet på en implementering af Toss 'N' Turn, da denne som tidligere nævnt også har mulighed for at vurdere søvn kvaliteten. Det at kvalitets vurdering også kommer med vil kunne tilføje et ekstra lag til vurderingen af folks søvn, hvilket er meget vigtigt da det godt kan være man ligger i sin seng og forsøger at sove i omkring 8 timer, men hvis man ikke sover sammenhængende i mere end for eksempel 45 minutter, er det ikke et godt tegn. Dette ekstra vurderings element er meget vigtigt i den store sammenhæng, da det er **essentiels** i den proces det er at vurdere om en person har en depression.

Lars: forsøg på at løfte rapporten udover vores fokus

2.4 Proof of Concept

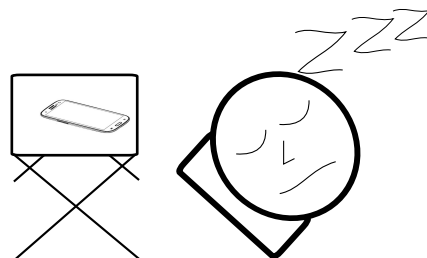
Denne sektion diskuterer det proof of concept der blev lavet til søvn delen af projektet. Grunden til at der kun laves et proof of concept og ikke et fuldstændigt færdigt system er at der er ikke nok tid til at gøre det helt færdigt. Ydermere vil et helt færdigt systemet påkræve testning hos målgruppen, og dette er igen en besværlig proces som der ikke er tid nok til at udføre.

Denne sektion om proof of concept indebære valg af sensor data som er nødvendig, hvordan søvnestimering udføres på denne data, og hvordan søvn estimeringerne for de forskellige sensor kombineres og hvordan denne estimeringen skal aggregeres til individuelle perioder af søvn.

Som et proof of concept er der valgt at implementere en enkelt metode til at detektere hvor vidt man sover eller ej. Metoden der tages udgangspunkt i er den metode som er beskrevet i Afsnit 2.1.2 altså Best Effort Sleep, men andre metoder kunne også have været brugt. Der vil dog kun tages udgangspunkt i de sensorer der har fået givet en høj koefficient, som kan ses i Tabel 2.2, hvilket gør at amplitude og acceleration er de datatyper der tages udgangspunkt i. Disse to data typer kombineres til en enkelt model der vurderer om man sover.

2.4.1 Forsøgsopstilling

For at forsøget blev foretaget på ens vis, så det indsamlede data er sammenligneligt valgte vi en forsøgsopstilling.



Figur 2.2: Forsøgsopstilling. Sovende person med telefonen på natbordet.

Forsøgsopstillingen kan ses i Figur 2.2 der illustrerer hvordan telefonen ligger på natbordet og indsamler data. Idéen er at det eneste krav til indsamlingen er at den skal ligge på et bord i soveværelset når der soves, ellers står det en frit om man går med telefonen i lommen, ligger den på skrivebordet eller andet.

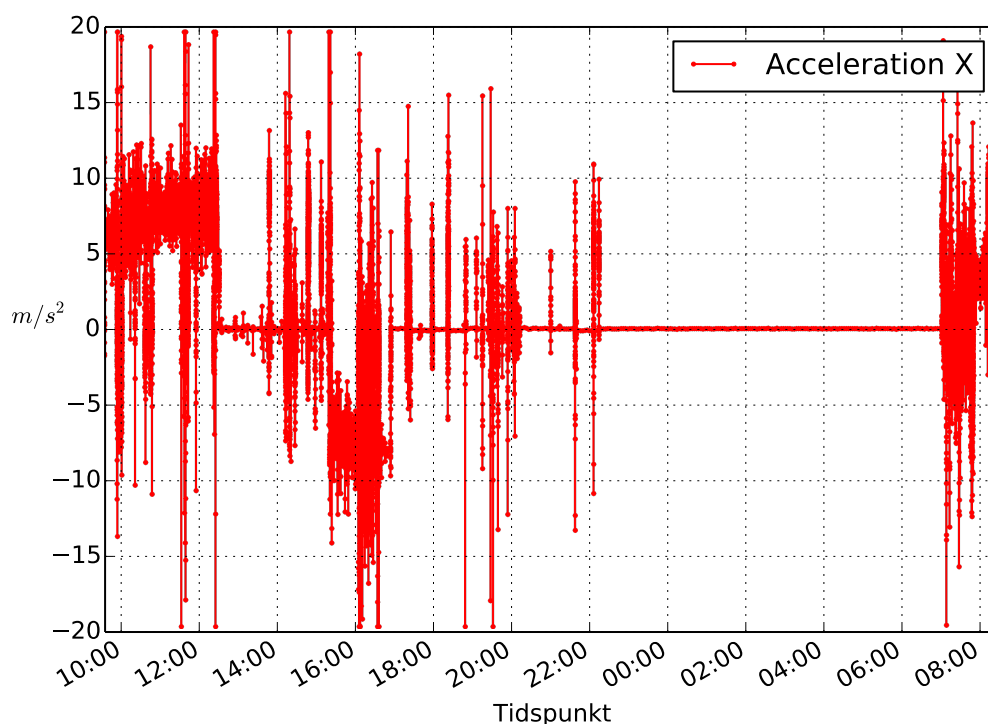
Indsamlingen af data foregik ved at vi installerede de fornødne moduler på egen telefon, og tog telefonen med hjem så data fra en eller flere dage kunne indsamles, hvor vi loggede når vi gik i seng og stod op, hvilket skulle bruges til at afgøre nøjagtigheden af vores estimat. Da dette er et proof of concept er dette tilstrækkeligt, men hvis man skulle udvikle en bedre egnet model skulle man være mere systematisk, hvor flere testpersoner med forskellige søvnvaner ville blive inddraget og hvor cross-validation eller lignende ville blive benyttet til at verificere ens model.

2.4.2 Sensor Data

Hoved ideen bag brugen af acceleration og amplitude data kan ses i Best Effort Sleep Model Afsnit 2.1.2, men den dækker ikke alle problemscenarier der kan være involveret i brugen af disse data.

For at have en bedre indsigt i hvordan vi kan bruge accelerations og amplitude data blev disse plottet over en dag inklusiv søvn, hvor man holdt log for hvornår der blev sovet. Dette resulterede i Figur 2.3 og Figur 2.4.

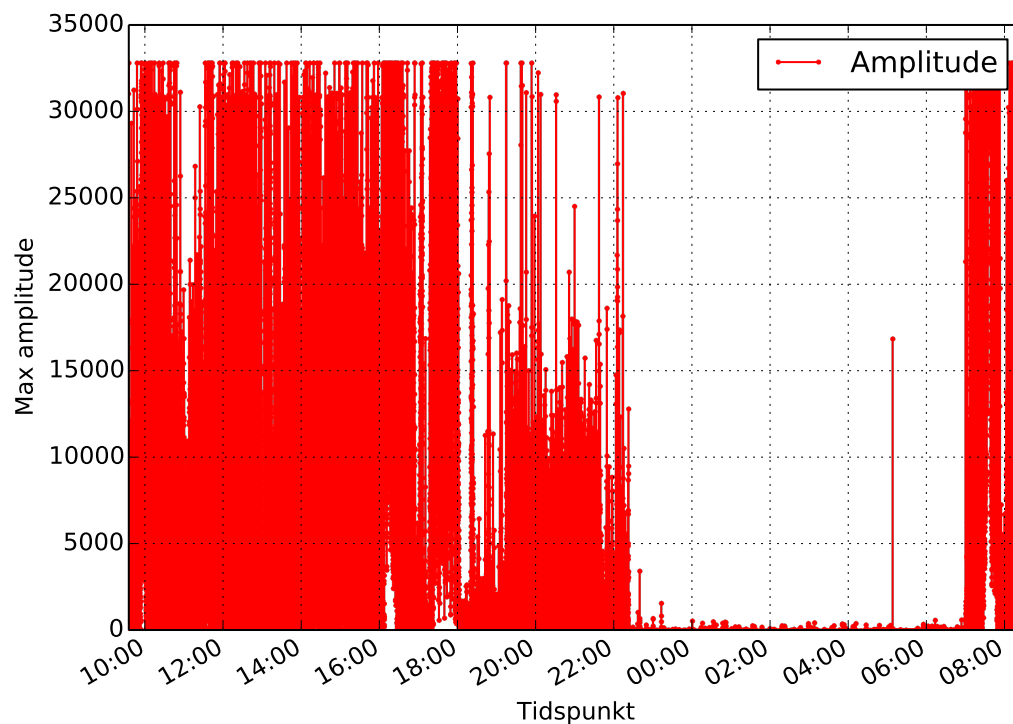
Ses der på accelerometer data i Figur 2.3 indikerer det tydeligt når telefonen har været i bevægelse og når telefonen ikke har været i bevægelse. Dette skyldes at accelerometret er god til at registrere bevægelse, da acceleration er ændring i hastighed. Det viser sig at plottet fint indikerer når man er vågen, hvilket er forårsaget af at testpersonen har gået med sin telefon i lommen. Dog kan man ved stilstand ikke vide sig sikker på om det er fordi man sover, eller blot fordi man har lagt sin mobil fra sig.



Figur 2.3: Accelerationsplot, hvor der blev sovet fra ca. 22:00 til 07:00 næste dag.

Ved stilstand i en længere periode kan det forsøges at estimere sandsynligheden for at denne stilstand er grundet at man sover, men derudover kan andre sensor inputs hjælpe til at klargøre denne tvivl, der ikke er begrænset til at man skal have telefonen i lommen. Et eksempel på en sådan kilde er mikrofonen, som vi kan bruge til at måle maksamplitude, således at man ikke indsamler personfølsomme oplysninger da man ikke kan genskabe en samtale men blot har maksamplitude lagret for hvert sekund.

Idéen bag at bruge maksamplituden er at man larmer væsentligt mere når man er vågen end når man sover. Dette passer fint med de loggede data plottet i Figur 2.4. Dog har denne antagelse også begrænsninger. Eksempelvis kan det være at man er en stille person, snorker meget eller også kunne personen bo i et meget larmende område. Alligevel regner vi med at amplituden stadig kan bruges, da man så muligvis kunne finde et mønster når man snorker til at styrke modellen, se Afsnit 2.5.1. Derudover er det så et spørgsmål om hvor stor vægt man skal tillægge de enkelte sensorkilder og er noget der bør trænes til det enkelte individ for



Figur 2.4: Amplitudeplot, hvor der blev sovet fra ca. 22:00 til 07:00 næste dag.

at opnå en model der passer til det enkelte individs personlighed. Hvordan dette gøres bør overvejes ved videreudvikling, men til dette proof of concept kan man som en start bruge fastsatte statistiske vægte.

2.4.3 Søvnestimerings model

Ud fra observeret data etablerer vi nogle antagelser som vi går ud fra holder til fremtidigt data også. Disse er at når man observerer en handling om det er acceleration eller amplitude, kan vi med stor sikkerhed sige at man ikke sover. Modsat ved stilstand er sandsynligheden for at man sover afhængigt af længden af stilstand. Dette får os til at lave en model der bygger på disse to antagelser, og er en model der er lavet til at skabe jordforbindelse. Vi tillader os at tage det forbehold at det sikkert ikke er en metode der bør anvendes i praksis, men kan alligevel bruges til at udforske nogle af udfordringerne ved søvnestimering.

Vores model går på en sliding window tilgang hvor den centrale del er at registrere stilstand ved acceleration og amplitude.

Stilstands Bestemmelse

Som udgangspunkt for vores udkast til en søvnestimeringsmodel determineres der hvornår der er stilstand. Dette gøres forskelligt for acceleration og amplitude data, men tager udgangspunkt i det loggede data. For at sikre enkelte spikes ikke påvirker resultatet anvendes et vægtet gennemsnit til at reducere støj.

Hvis vi ser på Figur 2.3, der er et plot for accelerations data kan vi se stilstand for punkterne mellem 22:00 og 07:00. Øvelsen består i at have en metode der kan afgøre at disse punkter er i stilstand. Dette gøres ved at for et givent punkt at se om de 5 tidligere målinger ikke afviger for meget fra punktet i betragtning i x , y og z aksen. Hvis der ikke er en sådan afvigelse bestemmes det at punktet i betragtning er i stilstand. Dette gøres for alle punkter og der afgøres for hvert af disse om de er i stilstand eller ej. Ved at gøre det på denne måde er man robust overfor påvirkning af tyngdeaccelerationen da denne ville måles konstant hvis telefonen ligger stille.

Ved at betragte amplituden Figur 2.4 kan her ses stilstand fra lidt over 22:00 til omkring 07:00 med et enkelt spike ved 05:00. Det enkelte spike bliver takles af det vægtede gennemsnit. Derudover kan stilstandsbestemmelsen gøres på en måde der ligner den for accelerationen. Der anvendes altså et sliding window, men i stedet for at se på om de 5 tidligere punkter afviger relativt i.f.t. det givne punkt i betragtning ses der på om de alle ligger under et fastsat threshold.

Dermed har vi nogle simple måder at afgøre stilstand på og kan bruges til vores søvnestimering.

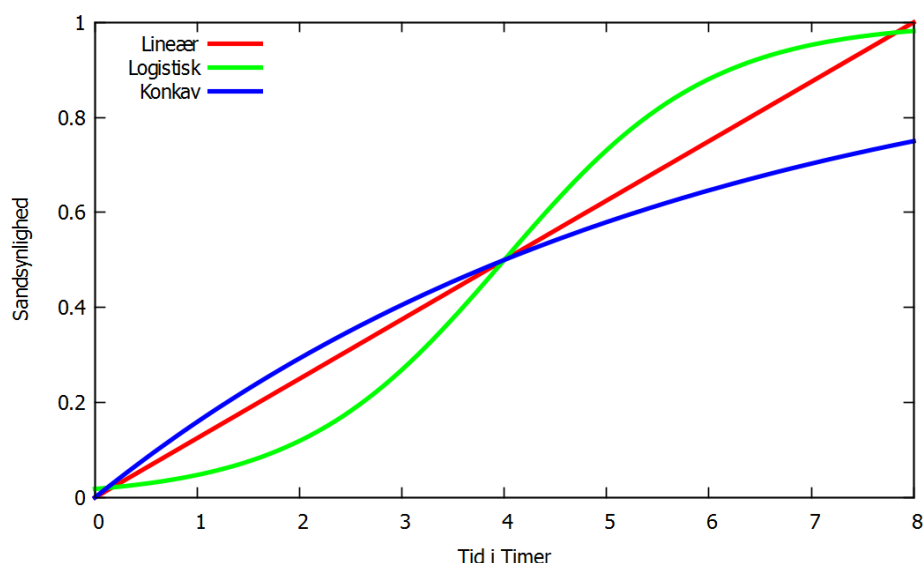
Søvn Estimering

Resultatet af stilstands bestemmelsen er en række punkter der hver især er klassificeret som stilstand eller ikke stilstand. Ud fra disse punkter kan der findes perioder med stilstand, og ud fra længden af hver af disse perioder tildeles punkterne en stigende sandsynlighed for søvn alt efter hvor langt fra starten af stilstandsperioden et af de givne punkter i perioden er.

Spørgsmålet går så på hvorledes en funktion skal defineres for en sådan stigende sandsynlighed. Det skal være en funktion der repræsenterer hvor sikker man er på søvn ud fra længden af stilstand eksempelvis målt i timer. En sådan funktion bør være lært ud fra ens empiri, så man kunne løse opgaven som et regressionsproblem. Dette er et område der kan arbejdes videre med for at få en mere akkurat søvnestimeringsmetode og opfordres til at gøres med mere tid.

Dog for at få et udgangspunkt til diskussion af sådanne funktioner er der tre funktioner plottet i Figur 2.5.

Figur 2.5 viser tre forslag til en sådan funktion. Disse er den røde lineære funktion, den blå konkave funktion og den grønne logistiske funktion [23]. Alle tre funktioner har til fælles at de er voksende, hvilket passer med vores antagelse af jo længere der har været stilstand jo større sandsynlighed for at man sover. Den



Figur 2.5: Tre funktioner til estimering af sandsynlighed for søvn

lineære funktion bygger på antagelsen at sandsynligheden for at man sover er kon-
gruent med stilstands længden, hvilket vi ikke ønsker da vi så tillægger for stor
vægt til korte stilstandsperioder. Af samme grund forkastes den konkave funktion
også.

Til sidst har vi den logistiske funktion der fint beskriver hvordan at ved længere
stilstandsperioden er der en forøget hældning i funktionen indtil vi nærmer os
lange stilstandsperioder hvor ekstra tid ikke giver megen ekstra sandsynlighed
for søvn men stadig lidt, dette kan ses da den logistiske funktion vi har plottet
går asymptotisk mod 1, svarende til 100% sikkerhed for søvn. I realiteten kan vi
aldrig være 100% sikker på søvn ved lang stilstand, det kan være man har glemt
mobilen hjemme mens man er på tur over en weekend, men hvis forudsætningen
for at systemet fungerer er at man har mobilen i nærheden regnes den logistiske
funktion som et godt redskab til et søvnestimat.

Definitionen af den logistiske funktion er defineret som følger:

$$f(t_{span}) = \frac{L}{1 + e^{k \cdot (-t_{span} - t_{midtpunkt})}} \quad (2.1)$$

hvor,

t_{span} Tidsperiode siden starten på stilstandsperioden målt i timer.

$t_{midtpunkt}$ er til hvilket stilstandslængde vi vil have sandsynligheden for søvn til at være
50%, dette kan eksempelvis være 4 timer.

k er stejleheden for kurven.

L er kurvens maksimums værdi, hvilket for os eksempelvis kan være 1 for 100% sandsynlighed for søvn.

Der kan argumenteres for en lavere værdi for L så man maks kan blive 90% sikker, men er noget der bør overvejes med mere træningsdata. Det er måske også en god idé at ændre på stejlheden for kurven, altså k , baseret på hvilken kilde af data man bruger som f.eks. accelerometer eller lyd.

2.4.4 Kombinerer af modeller

Det er tiltænkt at hver sensor kan have en tilknyttet søvn estimerings model, hvilket i vores tilfælde er en søvn estimerings model for accelerometret og lyd fra mikrofonen. Imidlertid kan det være en fordel at have en samlet model der kombinerer resultaterne fundet for de enkelte modeller. En simpel metode at gøre dette på er ved hjælp af et vægtet gennemsnit, hvilket er en metode som Chen et al. [19] også benytter. Det vægtede gennemsnit afviger fra et normalt vægtet gennemsnit da vi har data der ikke er optaget på samme tid og heller ikke data i samme mængder for de enkelte søvnestimerings moduler. På grund af dette hvis der er en mangel på en estimering til en given tid for et søvn estimerings modul, tages den forrige værdi til estimeringen. Man kan forestille sig en lynlås hvor der skiftes mellem takkerne fra hver del, ligesom det gøres med estimeringerne for hvert modul.

For at illustrere dette bruges der et eksempel.

Tid	Sandsynlighed for model A	Sandsynlighed for model B
02:30:00	0.59	Ingen estimering
02:30:01	Ingen estimering	0.31
02:30:02	0.61	Ingen estimering
02:30:03	0.61	Ingen estimering
02:30:04	Ingen estimering	0.31

Tabel 2.5: En tabel der illustrerer hvordan estimeringer kan se ud.

I Tabel 2.5 kan man se data på to forskellige modeller som illustrerer sandsynligheden for et tidspunkt at brugeren sover.

Måden data kombineres på vises ved hjælp af dataen i tabellen. Det starter på den måde at der er to gennemløbere for A og B. Disse to gennemløbere starter på første element i A og B. I eksemplet vil gennemløberen for A starte ved 02:30:00 med værdien 0.59 og for B vil den starte ved 02:30:01 med værdien 0.31. Værdierne bruges så til at lave en kombinerer ved hjælp af vægtninger for de to modeller. I eksemplet vil dette så betyde at kombinerer vil se sådan her ud for de to førte rækker:

$$\text{VægtningA} * 0.59 + \text{VægtningB} * 0.31$$

Herefter ses der på tidspunktet, for at bestemme hvilken gennemløber der skal køres frem til det næste element og hvordan kombineringen skal gemmes. Hvis A's tidspunkt er mindst, gemmes kombinerung med A's tidspunkt og A køres frem, hvis B's tidspunkt er mindst gemmes kombinerung med B's tidspunkt og B køres frem, ellers køres begge frem da det betyder at de to tidspunkter er ens. I eksemplet vil dette betyde at A køres frem til 02:30:02 med værdien 0.61, her kombineres værdierne 0.61 og 0.31 og under B's tidspunkt da den i dette tilfælde er mindst. Dette forsætter indtil der ikke er mere data tilbage.

2.4.5 Aggregering

Som demonstreret giver søvnestimeringsmetoden, der er vist som proof of concept, en estimering til en lang række tidspunkter. Men for at give et ekstra redskab til at danne et overblik over disse estimeringer, kan der med fordel som proof of concept laves en aggregering af søvn estimerings data.

For at få et bedre indblik i formen for data der skal aggregeres gives et eksempel i Tabel 2.6. Ved at se på data som i Tabel 2.6 fremstår det hvordan at fra

_id	prob	time
203754	0.0504	2015-04-26 01:41:42.446
203755	0.0504	2015-04-25 01:41:43.375
...
218777	0.918512105941772	2015-04-26 05:52:36.204
218778	0.918542623519897	2015-04-26 05:52:37.203
218779	0.0	2015-04-26 05:52:38.163

Tabel 2.6: Eksempel på søvn estimeringsdata der ikke er aggregeret.

_id 194596 til _id 218778 er sandsynligheden for søvn, der ses i *prob* kolonnen, monotont voksende. Idéen derudfra er så at registrere sådanne monotoniforhold og aggregerer data med hensyn til det. Dvs. at registrere intervaller hvor *prob* er monotont voksende og hver af sådanne intervaller med tilpas stor sandsynlighed og tidslængde logge dette i den tilgængelige database fra PsyLog.

For at forkaste små intervaller **valgte det** at intervaller kortere end 10 minutter og intervaller hvor sandsynligheden for søvn i slutningen af intervallet er under 10% bliver forkastet. Dette kan være en fin løsning under antagelse af at man er rolig når man sover, og har da også vist gode resultater med nogle tests af personer med en meget rolig søvn. Eksempelvis med det viste data i Tabel 2.6 ville dette blive aggregeret til en række som set i Tabel 2.7.

Vi har dog også fundet tilfælde hvor en aggregering ikke er akkurat, eksempelvis ved snorken fejler denne aggregering da den er for naiv, yderligere diskussion om hvad man kunne gøre i stedet for kan læses i Afsnit 2.5.1. Et alternativ kun-

_id	startdate	enddate	prob
1	2015-04-26 01:41:42.446	2015-04-26 05:52:37.203	0.919

Tabel 2.7: Aggregering af data fra Tabel 2.6.

ne være at tage arealet af søvn estimeringsdata, og bruge arealet som estimat til hvor meget man har sovet per dag. Dette har ulempen at det ikke ville oplyse om selve søvnperioderne men blot mængde af søvn per dag, derudover vil den stadig blive påvirket af snorken og andre støjfaktorer. Vi hæfter os ved at denne aggregeringsmetode er ment som et proof of concept og med ekstra ressourcer kunne det være fornuftigt at se på andre aggregeringsmetoder og inddrage fundne snorken estimeringer til at kunne aggregerere søvn data på mere akkurat vis, forslag til dette kan læses i Afsnit 2.5.1.

2.4.6 Visning

For at kunne vise brugeren af systemet hvordan deres søvn har været, skal der tilføjes nogle visningsmoduler. Disse visningsmoduler skal kunne give et overblik over hvordan man har sovet den seneste nat, men også hvordan man har sovet det seneste stykke tid.



For at kunne udtrykke dette til brugeren er der først blevet lavet en graf der viser hvor sikker systemet er på at man har sovet over en periode. Denne periode er sat til at være alt den data der er på telefonen så brugeren har overblik over ændringer i grafen. Disse ændringer kan derved indikere at der er sket en ændring i ens sindstilstand. Til at sørge for at grafen kan bruges til både at se hvordan man har sovet over en længere periode samt over en kort periode, har man den mulighed at man kan zoome på grafen, og derved se præcist hvor sikker systemet er på man har sovet på et bestemt tidspunkt. Der er også lavet en graf for hvor sikker systemet ved hjælp af kun accelerometret er på at man sover, det samme gælder for lyd.

Grafer er dog ikke altid lige nemme at forstå, derfor er der blevet lavet en tabel der viser hvor sikker systemet er på at man har sovet over en periode. Denne tabel minder om den der blev vist i Tabel 2.7, dog uden *_id* kolonnen. Tabellen giver et nemt overblik for brugeren om hvornår man har sovet, samt hvor sikker systemet er på at man har sovet. Dog er det ikke så nemt for brugeren at se ens adfærdsændring i en sådan tabel, da det kræver at man kigger på meget data på en gang.

2.5 Videre arbejde

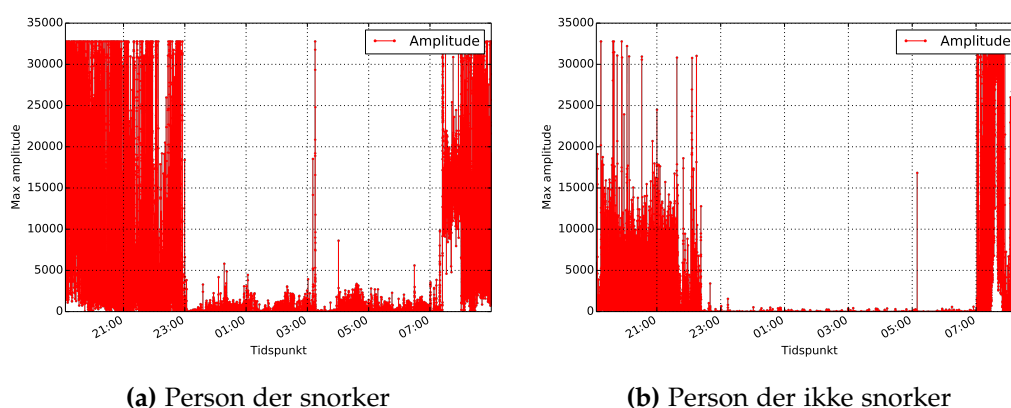
Denne sektion detaljerer problemer som er tiltænkt skal løses ved videre arbejde på systemet da den implementerede proof of concept har problemer med dem.

Dette inkluderer at folk snorker når de sover og vores proof of concept tager ikke højde for dette, kombineret af sensor data er ikke optimal og kunne gøres bedre, afbrudt og dårlig søvn kan ikke registreres af systemet men bare søvnlængde og til sidst at der er mange sensorer som ikke bliver brugt som måske kunne bringes ind.

2.5.1 Snorken

Snorken er et åbenlyst problem når man skal opdage søvn ved hjælp af sensorer, idet at en af de primære sensorer der bruges til at bestemme om en person sover er lyd. Hvis lyden gentagne gange optager snorken vil sandsynlighedens udregningen for denne sensor falde hver eneste gang snorken bliver optaget, og dette er helt klart et problem som skal arbejdes videre på.

Dette problem kan ses på Figur 2.6 hvor vi sammenligner personer som vi ved snorker mod en som ikke snorker.



Figur 2.6: Person vi ved snorker og person vi ved ikke snorker

Hvis man ser på grafen med snorken, Figur 2.6a, kan man klart se at amplituden er mere uregulær i søvn perioden i forhold til grafen i Figur 2.6b. En simpel løsning på hvordan man kunne ignorere snorken i sandsynligheds estimeringen ville være at sætte amplitude threshold op på et højere niveau, hvilket baseret på graferne kunne f.eks. være 5000. Threshold værdien er den amplitude hvor den betragtes som ligegyldig idet at den ikke er høj nok, og kan derfor ses som et 0 når sandsynligheden udregnes. Men dette skal være baseret på hvor højt personen snorker og skal derfor være dynamisk, hvilket kan gøre at denne løsning ikke er optimal. Derudover kan man ikke garantere at der ikke findes personer der snor-

ker lige så højt som når de snakker. Andre metoder på at registrere søvn er derfor undersøgt.

Ud fra artiklerne Dafna et al. [24], Calabrese et al. [25] og Qian et al. [26] dannes der et grundlag for hvordan snorken kan registreres.

Dafna et al. [24] gør brug af et system til at inddele snorken og andre akustiske hændelser gennem et søvnforløb ved brug af lyd data der blev optaget med en mikrofon ved en polysomnigrafisk undersøgelse. De endte med et meget præcist system der kunne adskille snorken og andre akustiske hændelser med 98% nøjagtighed. Denne kunne tilpasses ind i vores system på den måde at hvis snorken kan opdages og filtreres fra har den ikke nogen indflydelse på sandsynligheds beregningen af søvn. De bruger lyd data og ikke bare amplituden, så det vil være nødvendigt at undersøge om systemet også kunne fungere ved bare amplituden.

Calabrese et al. [25] forslår et system der skal bruges til diagnosticering af søvnapnø ved hjælp af optaget lyd data baseret på analyser af disse, men de implementerede kun en prototype af systemet og havde ikke evalueret systemet ordentligt. Idéen her er at man bruger analyser såsom 'Fast Fourier Transform' og 'Power Spectrum' til at finde tidspunkter hvor personen har snorket baseret på optaget lyd. Denne metode sår tvivl ved løsningen om blot at indsamle max amplitude, da om nødvendigt skal lydindsamlingen ændres til et sliding window. Dvs. hvor vi samler det rå lyddata fra mikrofonen, men sletter lyddata efter foretaget analyse, således at privatlivs kriteriet stadig opfyldes. Dette er en mulighed et modul kan benytte sig af, og bør udforskes med videre arbejde.

Qian et al. [26] udvikler et system der kan registrere snorker ud fra lydoptagelser. Denne metode bruger maskinel læring til at udvikle en model til at beskrive hvornår folk **de** sover. Den metode de har udviklet bruger en K-Nearest Neighbour classifier. Denne metode kræver ligesom den forrige at vi optager lyd i stedet for bare at se på amplituden. I modsætning til Calabrese et al. [25], fokuserer Qian et al. [26] på det at registrere snorken som dens primære mål, hvilket også kvalificerer denne metode som en oplagt kandidat til videre udforskning.

Hvis man vælger at arbejde videre med en af disse metoder til at detektere snorken, har det også andre anvendelsesmuligheder end at fjerne støj fra vores estimering. Hvis en af metoderne registrerer at man snorker, kan man sige at det uden tvivl betyder at en person sover, og så kan den procentvurdering der ellers havde været på det tidspunkt bliver overskrevet med 100 %. Dette er en meget relevant ting at bruge snorker registrering til, da det vil forbedre nøjagtigheden meget, i stedet for bare at fjerne støj.

2.5.2 Sensor Vægtning

Som nævnt i Afsnit 2.4.4 vægtes de forskellige sensorer baseret på vægtninger i Chen et al. [19], hvilket gøres idet at kilden siger deres vægtninger er baseret på læring fra deres eksperimenter, dog med ændringer idet vi bruger færre sensor

kilder. Dette blev valgt af simplificerende årsager både for udviklere og brugere, da disse faste værdier gør at en lærings periode ikke er nødvendig, og at systemet derfor kan bruges direkte.

At vægtningen er statisk gør også systemet til en mere generel løsning, hvilket indenfor psykiatrien kan være problematisk, da alle individer anses som værende forskellige. Eksempelvis er nogle personer mere støjende end andre, også om dagen, hvorfor at ved en stille person kunne det være man skal give søvnestimeringen baseret på lyd en mindre vægt end for en støjende person der er stille når han sover.

Hvis vi ville have vores sensor vægtning og dermed vores søvnestimering til at være mere tilpasset individet, ville det være nødvendigt at tilføje en lærings periode med data der kan anses for den objektive sandhed. Dette træningsdata kunne eksempelvis indsamles ved at lade patienten holde en dagbog for deres søvn samtidig med at man indsamler **sensor**. Denne indsamling ville så køre i en periode, og modellen ville så kunne tilpasses den enkelte patient.

Baseret på dette ville det så være muligt at lave en model til at finde den bedste vægtning af datakilder. Den bedste vægtning værende den hvor nøjagtigheden af vurderingerne er så høj som muligt.

En model implementering ville også kræve længere testperioder end dem vi har brugt. De nuværende testperioder vi har brugt, har været på en til to dage, hvorimod med en model ville en længere og sandsynligvis todelt testperiode være nødvendig. Perioden skal være længere da der er brug for mere data til at lave en ordentlig model med procent vægtning, og den **bliver** bør være todelt så man har noget data man kan teste sin endelige model på som ikke har været brugt til at lave modellen.

2.5.3 Søvnkvalitet

Ved fokusgruppemødet, se [2, Kapitel 1, Sektion 5], blev der fortalt at et at problemerne patienter ved mødet personligt oplevede var at de generelt sover dårligt under en depression. Dette skyldes at deres søvn bliver meget afbrudt, at de kan have **det** svært ved at falde i søvn og at de ikke sover særlig længe. Fra andre, se [2, Kapitel 1, Sektion 3 og 4], har vi hørt at et symptom personer med affektive lidelser oplever tit er søvnforandringer.

Det der for det meste er blevet fokuseret på er at måle søvnlængde, og idet ser vi ikke på aktuelle søvnkvalitets indikatorer som f.eks. urolighed, hvor lang tid det tager dem i falde i søvn og hvor afbrudt søvnen er. **For dette projekt er det blevet vist at søvnlængde er en af de bedste indikatorer** og hvis man kunne finde en måde at måle dette kan man med fordel få en meget god idé om hvordan det går med patienter ved at se på forandringer i søvn mønster. Hvis man vil have det fulde billede af søvn, skal man også se på søvnkvalitet da at hvis en person vågner hele tiden men ikke larmer eller rører sin telefon bliver dette registreret som en

lang søvn periode.

2.5.4 Ubrugte Sensorer

Vores valg af metode til søvn estimering var 'Best Effort Sleep', se Afsnit 2.1.2, som inkluderer 6 forskellige datakilder og vi bruger kun 2 af dem: Lyd og bevægelse. Dette blev gjort idet at de andre sensorer ikke var givet en særlig stor vægtning i forhold til lyd og bevægelse, da de alle havde vægtninger under 0.06. Men dette betyder selvfølgelig ikke at de er værdiløse bare at de ikke er så vigtige som de to primære kilder. Men det vil nok stadigvæk være en god idé at undersøge disse ubrugte data kilder og se om de har nogen stor effekt på den endelige sandsynlighed idet at hvis metoden kan gøres mere akkurat ville det selvfølgelig være godt. Det er dog bare de data kilder som der er kendt fra Afsnit 2.1.2, og der er nok andre kilder som kan inkluderes og undersøges, dette kunne f.eks. være placering hvor man kan se om personen er hjemme og hvis personen ikke er, så kan man sige at der vil være en mindre chance for at de sover.

2.5.5 Visning

Visning af analyse resultater er kun blevet udforsket i stærkt begrænset omfang, dette selvom den visuelle repræsentation er yderst essentiel i om systemet kan bruges. Hvis visninger skal implementeres på et tilfredsstillende niveau, kræver det at der bliver udforsket datavisualiserings teknikker og teorier. Det vigtigste her ville så være at finde en visualiserings form der giver den information brugeren leder efter eller har brug for, på en sådan måde at brugere selv kan forstå hvad der vises på skærmen. En anden ting der er vigtig når visninger skal laves er, at det ikke er nok med en, da folk med forskellig baggrund forstår ting forskelligt, er den visning der kan være indlysende for en person, fuldstændig uforståelig for en anden. Det problem er en af hovedårsagerne til, at visninger har fået så lidt opmærksomhed som det har, det er simpelthen et projekt i sig selv at lave noget der er forståeligt for så bred en gruppe folk som dette system er tiltænkt til.

En ide til en visning af søvn kunne være et bar-chart hvor hver bar er en søvn periode og så kunne man evt have forskellige farver på barene for at indikere kvaliteten af den søvn man havde, hvis en kvalitets metode er blevet udviklet. Denne tilgang kunne give folk et nemt overblik over hvor meget de sover af gangen og det ville sandsynlig være tilstrækkeligt for dem til at finde ud af om deres søvn mønster er ved at ændre sig. Søvnkvalitetsvisning ud fra farve er bare en ekstra ting som brugere med tiden sandsynligvis lærer at se på for en ekstra indikator og som vil forbedre deres overordnede bille af deres søvn situation. En lignende ide der ligger tæt op af denne er i stedet for at vise længden af hver søvn periode, kunne man måske vise den mængde søvn der havde været i løbet af hver dag, måske endda stadig bruge farver til at vise kvalitet og så ud over dette finde en måde at

vise på hvor mange søvnperioder den mængde er delt over.

Kapitel 3

Fysisk Aktivitet

Dette kapitel indeholder forskning omkring fysisk aktivitet, hvilket er tiltænkt at være en lavt hængende frugt idet at der ikke er særlig stor fokus lagt på det og det er tænkt at det er nemt at approximere fysisk aktivitet ved hjælp af meget simple målinger. På grund af dette vil der ikke analyseres dybt og den første metode som tiltænkes at være 'god nok' vil bruges til et proof of concept. Der er også en mulighed for, at fysisk aktivitet kunne give et signal om søvnkvalitet, ved at se på den energi der er i folks bevægelser, men dette er bare en teori.

3.1 Forskning

Denne sektion beskriver forskningen der undersøger forbindelsen mellem psykiske lidelser og fysisk aktivitet, dette er vigtigt for at danne et overblik over hvad der overhovedet kan gøres med fysisk aktivitet og til hvilke slags personer løsningen skal tilrettes. Endvidere diskuteres der hvilke sensorer der kan bruges til at måle fysisk aktivitet, såsom accelerometer, **stepcounter** og GPS. Ydermere diskuteres det proof of concept der implementeres for fysisk aktivitet og hvordan denne aggregeres ind i håndtærbare blokke som kan vises til brugeren.

I vores samtaler med eksperter indenfor psykiatri feltet [2, Kapitel 1, Sektion 3 og 4], blev det klart at de mente fysisk aktivitet var vigtigt i behandling af psykiske lidelser. Det samme er sandt for fokusgruppe mødet hvor vi igen blev fortalt at fysisk aktivitet hjælper, [2, Kapitel 1, Sektion 5]. Dette understøttes også af mange kilder der har undersøgt en sammenhæng mellem fysisk aktivitet og symptomerne for depression bl.a. [27–29] og er nået frem til at en sådan sammenhæng bestemt virker til at være reel. Selvom kilderne ikke direkte siger at nedsat fysisk aktivitet er et symptom på begyndende depression, så er den sammenhæng de når frem til mellem depressions symptomerne og fysisk aktivitet nok til, at vi godt kan vurdere nedsat fysisk aktivitet som et symptom, da det gør tilstedeværelsen af andre symptomer mere alvorlige.

Derudover har vi fundet kilder der også indikerer at det kan gå den anden vej, hvor forøget fysisk aktivitet er et tegn på bedring for depressive patienter. Først har vi Taylor et al. [30] fra 1985, der siger at det ser ud til at være en sammenhæng ikke blot mellem fysisk aktivitet og depression, men også med angst, mentalt handikap og andre former for psykiske lidelser. Her var det muligt at finde nyere materiale der understøtter forbindelsen mellem fysisk aktivitet og depression samt angst.

I Paluska and Schwenk [31] fra 2000 er der blevet set på en større mængde undersøgelser og de er nået frem til en række implikationer der kan være for klinisk behandling. Blandt disse implikationer er, at individer diagnosticeret med svær depression eller individer der har brug for psykologisk behandling viser de største forbedringer ved øget fysisk aktivitet. Derudover er der også en implikation der viser at fysisk aktivitet virker lige så effektivt som psykologisk terapi til at mindske effekten af depressions symptomer hos folk med mild eller moderat depression.

Ifølge Tenenbaum and Eklund [32] er der fundet en forbindelse mellem fysisk aktivitet og forbedring i tilstanden hos mange patientgrupper, heriblandt personer med angst, depression og stress. Ydermere præsenterer de også et eksperiment de har lavet, hvor en række angst patienter testede effektiviteten af medicinsk behandling overfor en fysisk træningsplan og en kombination af disse. I det eksperiment nåede forskerne frem til, at selvom den medicinske behandling virkede bedre i starten, gav alle tre ca. samme resultat. Efterfølgende viste det sig også, at de folk der havde været en del af det fysiske aktiveringsprogram, havde en væsentlig mindre risiko for tilbagefald.

Alle tre kilder sætter fokus på fysisk aktivitet som behandlingsmetode, Paluska and Schwenk [31] og Tenenbaum and Eklund [32] har resultater der understøtter denne holdning hvorimod Taylor et al. [30] kun har formodninger om at det virker.

Grundet disse resultater, virker det logisk at give folk mulighed for selv at overvåge deres egen fysiske aktivitet, hvilket fx kunne gøres via deres smartphone, da der er mange sensorer i en telefon der kan give information om dette. Denne egen ansvarlige overvågning af fysisk aktivitet kan ligge dele af ansvaret for behandling og forhindring af tilbagefald over på patienten selv og kan forhåbentlig forhindre en del indlæggelser.

Hvis en patient bliver gjort opmærksom på at deres aktivitet falder har de mulighed for at reagere derpå.

3.1.1 Sensorer til Fysisk Aktivitet

I en smartphone er der mange sensorer som kan bruges til at få et indblik i den fysiske aktivitet hos telefonens ejer. Den primære sensor her er en stepcounter, som der findes standard i alle android telefoner med API version 19 eller derover men som også kan laves manuelt ved hjælp af accelerometret. Udover stepcounteren, som giver et fint indblik i hvor mange skridt man tager, kunne man også bruge GPS til at se på hvor langt man går. Derudover kan man også, for at være sikker

på man har den rigtige person, bruge telefonens accelerometer data til at beregne gangarten [33] og ud fra dette vurdere om det er telefonens ejer der har telefonen, eller om det er en anden person der har lånt den. Hvis det er en anden person der har telefonen, bør dennes aktivitet fjernes fra data der bruges for beregninger til fysisk aktivitet hos patienten.

Hvis man føler der er for stor risiko for at telefonen ikke får det hele med, da det måske kunne være irriterende at have sin telefon med ud at løbe fx, kunne man gøre brug af andre former for måleudstyr. Eksempelvis kunne man her bruge smart earplugs eller et smart wristband, der begge har en række indsamlingsmetoder, som giver data der kan bruges til at indsamle data af samme type som data fra en smartphone.

3.2 Proof of Concept

Denne sektion diskuterer det proof of concept der blev lavet til aktivitets delen af projektet. Samt diskutere den hvordan data aggregeres og hvilket videre arbejde der kunne være ved denne. Idéen ved at lave et proof of concept til fysisk aktivitet er for at vise at det er en meget lavt hængende frugt som nemt kan implementeres hvorefter vi forventer den kan arbejdes videre på, på et senere tidspunkt.

Metoden der bruges til at måle fysisk aktivitet blev valgt til at være skridt tælleren, da den tilnærmer sig fysisk aktivitet idet at hvis man bevæger sig meget vil ens skridttæller afspejle dette, og da vi tænker at fysisk aktivitet er en meget lavt hængende frugt vil vi ikke se på andre metoder.

Idet at skridt tælleren bruges er det eneste der skal gøres for at indsamle data er at lave et sensor modul som bruger den indebyggede skridttæller sensor i Android telefoner.

3.2.1 Aggregering

For at informationen samlet af skridt tælleren kan være brugbar, skal den samles på en eller anden måde. Her vælges det at samle data over hver dag, hvilket er fornuftigt under den antagelse at de patienter der kommer til at bruge det sover om natten, dvs fra ca 23 til 6-7. Det er dog ikke sandsynligt at denne antagelse altid holder for folk med depression, da mange af dem sandsynligvis kunne finde på at ændre deres søvn tidspunkter som følge af depressionen. Selvom antagelsen ikke holder, giver grupperingen af skridt i dage stadig fornuftigt billede af folks aktivitet, da brugere stadig er i stand til at se om de har bevæget sig mere eller mindre end de forrige dage og ud fra den information får et reelt grundlag at basere deres egen tilstands vurdering på.



3.2.2 Visning

Til at vise brugeren af systemet hvor mange skridt de har taget i løbet af en dag, er der brug for en måde at vise dette på. Denne visning skal kunne bruges af brugeren, der gerne vil se, hvor meget man har gået på en bestemt dato, men også hvordan ens antal af skridt ændre sig i løbet af en længere periode.

For at give et sådan overblik er der blevet lavet et søjlediagram, hvor hver søjle viser hvor meget man har gået på en bestemt dato. Dette kan dog nemt komme til at se overskueligt ud hvis man har data for et helt år, hvilket er grunden til at zoom er blevet introduceret. Denne funktionalitet gør at det er nemt for brugeren at få et overblik over hvordan ens antal af skridt ændres i løbet af en kort periode, men også hvordan det ændres over en længere periode. Dette gør at det er nemmere for brugeren at danne sig et overblik over hvordan ens adfærd ændre sig.

3.3 Videre Arbejde

Denne sektion detaljerer forskellige ting som kunne arbejdes videre på ved aktivitet. Idet at der ikke har været en stor fokus på fysisk aktivitet, er det idéelt at arbejde videre på.

3.3.1 Fra Skridt til Aktivitet

Den nuværende funktionalitet til fysisk aktivitet er kun en skridttæller, fra denne ville det næste logiske skridt være at lave noget der kan give et overblik over hvor meget fysisk aktivitet der har været ud fra antallet af skridt. Helt præcist hvordan dette skulle gøres og vises er uvist, men der er en mulighed for at det skulle kombineres med accelerometer data til at afgøre om **de** er tale om løb, gang eller anden form for bevægelse. De forskellige gang typer skulle så også fortolkes som forskellige grad af aktivitet. Det ville også være nødvendigt at beslutte hvad for en enhed fysisk aktivitet er i, er det i Joule forbrændt eller noget andet?

Udover at beslutte hvordan fysisk aktivitet skal bestemmes skal man også beslutte sig for hvad det skal bruges til. I sammenhæng med det primære fokus vi har på affektive lidelser, ville et oplagt fokus være at se på ændringer i mængden af fysisk aktivitet, da disse som tidligere nævnt (REF)

Lars: Måske skal vi ref til fælles rapport her

, er et godt signal for ændring i sindstilstand for patienter med affektive lidelser.

3.3.2 Sammenhæng Mellem Søvn og Aktivitet

Som nævnt i starten af dette kapitel, har vi en teori om, at der kunne være en sammenhæng mellem folks søvnkvalitet og deres bevægelsesmønstre. Denne teori burde undersøges, både i den forstand at man skulle undersøge om det er noget

andre folk har overvejet, og undersøge om det er muligt at indsamle tilstrækkeligt data på en mobil enhed til at komme med noget brugbart omkring dette.

Denne teori bygger på, at vi finder det sandsynligt, at en dårlig søvn vil afspejles i måden man går på, da vi mener en person der har sovet dårligt vil være mere tilbøjelig til for eksempel at slæbe sine fødder, end en veludhvilet person ville. Vi er af den overbevisning at dette sagtens kunne være tilfældet, da vi i hvert fald selv føler dette er tilfældet.

3.3.3 Andre Former for Aktivitets Målinger

Indtil videre er der kun blevet lavet aktivitets udregninger v.h.a. skridttæller, men skridt er jo ikke den eneste form for fysisk aktivitet der kan være. Andre former for fysisk aktivitet kunne for eksempel finde sted i et trænings center hvor der er tale om forskellige former for vægtløftning eller lignende. Sådanne former for fysisk aktivitet bliver ikke dækket af en skridttæller og er formodentlig umulig at detektere via en telefon, for ikke at nævne at mange folk ikke har deres telefon på sig når de træner i et trænings center. Derfor vil registrering af andre former for fysisk aktivitet kræve ekstra udstyr udover smartphone, sandsynligvis et smartwatch / wristband eller smart earplugs. Her er earplugs nok den bedste mulighed, da det for mange ikke virker forstyrrende at have dem i ørerne, da de alligevel er vant til at høre musik mens de træner, og smart earplugs netop også er i stand til dette.

Der er dog en hvis sandsynlighed for at denne form for aktivitets registrering ikke er relevant for flertallet af patienter med affektive lidelser, da det kan være disse ikke går i træningscentre og træner, men dette vides ikke med sikkerhed.

De teknologier der kunne overvejes til fysisk aktivitet i et trænings center, kunne også give et bedre billede af fysisk aktivitet udenfor træningscenteret, da disse vil have adgang til ting som puls måling og galvanisk hud respons ved siden af det accelerometer data telefonen har til rådighed. Derfor kunne tilføjelsen af supplerende datakilder muligvis give en bedre beskrivelse af fysisk aktivitet.

Kapitel 4

Diskussion

Als: Hvad skal det her kapitel omhandle? Tænker når vi har en sektion om videre arbejde i både Søvn og Fysisk Aktivitet. Evt. adfærdsændringsregistrering?

4.1 Videre Arbejde

Kapitel 5

Konklusion

Litteratur

- [1] Statens Serum Institut. Forbruget af antidepressiva 2001-2011, 2011. URL http://www.ssi.dk/~media/Indhold/DK%20-%20dansk/Aktuelt/Nyheder/AD_rapport_generel_2012_ver6.ashx.
- [2] Søren Skibsted Als, Lars Andersen, Mikael Elkiær Christensen, Lasse Vang Gravesen, Mikkel Sandø Larsen, Stefan Marstrand Getreuer Micheelsen, Mathias Winde Pedersen, and Bruno Thalmann. Psylog - en modulær mobil platform, Marts 2015.
- [3] Danmarks Statistik. Elektronik i hjemmet, 2014. URL <http://www.dst.dk/da/Statistik/emner/forbrug/elektronik-i-hjemmet.aspx>.
- [4] Larry D. Alphs Dawn I. Velligan. Negative symptoms in schizophrenia: The importance of identification and treatment, March 2008. URL <http://www.psychiatrictimes.com/schizophrenia/negative-symptoms-schizophrenia-importance-identification-and-treatment>.
- [5] Overlæge og adjunkt professor i klinisk psykiatri Jørgen Aagaard (dr. med), 2015.
- [6] Janne Vedel Rasmussen, 2015.
- [7] Allison G. Harvey, Lisa S. Talbot, and Anda Gershon. Sleep disturbance in bipolar disorder across the lifespan. *Clinical Psychology: Science and Practice*, 16 (2):256–277, 2009. ISSN 1468-2850. doi: 10.1111/j.1468-2850.2009.01164.x. URL <http://dx.doi.org/10.1111/j.1468-2850.2009.01164.x>.
- [8] T A Wehr. Sleep-loss as a possible mediator of diverse causes of mania. *The British Journal of Psychiatry*, 159(4):576–578, 1991. ISSN 0007-1250. doi: 10.1192/bjp.159.4.576.
- [9] Dieter Riemann, Mathias Riemann, and Ulrich Berger. Sleep and depression – results from psychobiological studies: an overview. *Biological Psychology*, 57:67–103, 2001. ISSN 0301-0511. doi: 10.1016/S0301-0511(01)00090-4. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301051101000904>.

- [10] Janet M. Mullington, Monika Haack, Maria Toth, Jorge M. Serrador, and Hans K. Meier-Ewert. Cardiovascular, inflammatory, and metabolic consequences of sleep deprivation. *Progress in Cardiovascular Diseases*, 51(4): 294 – 302, 2009. ISSN 0033-0620. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.pcad.2008.10.003>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0033062008000911>. Obstructive Sleep Apnea Symposium.
- [11] Ayas NT, White DP, Manson JE, and et al. A prospective study of sleep duration and coronary heart disease in women. *Archives of Internal Medicine*, 163(2):205–209, 2003. doi: 10.1001/archinte.163.2.205. URL [+http://dx.doi.org/10.1001/archinte.163.2.205](http://dx.doi.org/10.1001/archinte.163.2.205).
- [12] Mayo Clinic. Insomnia, July 2012. URL <http://www.mayoclinic.org/diseases-conditions/insomnia/expert-answers/lack-of-sleep/faq-20057757>.
- [13] Filadelfia. Polysomnografi, 2008. URL <http://soevnklinik.dk/Unders%C3%B8gelser/Polysomnografi/tabid/1174/Default.aspx>.
- [14] Mayo Clinic. Polysomnography (sleep study), December 2014. URL <http://www.mayoclinic.org/tests-procedures/polysomnography/basics/definition/prc-20013229>.
- [15] FitBit. Sleep tracking faqs, November 2014. URL http://help.fitbit.com/articles/en_US/Help_article/Sleep-tracking-FAQs.
- [16] JawBone. Up24, 2015. URL <https://jawbone.com/store/buy/up24>.
- [17] Jun-Ki Min, Afsaneh Doryab, Jason Wiese, Shahriyar Amini, John Zimmerman, and Jason I. Hong. Toss ‘n’ turn: Smartphone as sleep and sleep quality detector. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI ‘14, pages 477–486, New York, NY, USA, 2014. ACM. ISBN 978-1-4503-2473-1. doi: 10.1145/2556288.2557220. URL <http://doi.acm.org/10.1145/2556288.2557220>.
- [18] YouGov. Almost 60 % of 16-34 year olds use a phone as their primary timepiece. Web, May 2011. URL <https://today.yougov.com/news/2011/05/05/brother-do-you-have-time/>.
- [19] Zhenyu Chen, Mu Lin, Fanglin Chen, N.D. Lane, G. Cardone, Rui Wang, Tianxing Li, Yiqiang Chen, T. Choudhury, and A.T. Campbell. Unobtrusive sleep monitoring using smartphones. In *Pervasive Computing Technologies for Healthcare (PervasiveHealth)*, 2013 7th International Conference on, pages 145–152, May 2013.

- [20] Alvika Gautam, Vinayak Naik, Archie Gupta, and SK Sharma. An smartphone-based algorithm to measure and model quantity of sleep, September 2014. URL <https://repository.iiitd.edu.in/jspui/handle/123456789/197>.
- [21] Ivan Aaen. Essence - pragmatic software innovation. Draft, 2015.
- [22] Northcube. Sleep cycle alarm clock, May 2015. URL <http://www.sleepcycle.com/>.
- [23] Wikipedia. Logistic function — Wikipedia, the free encyclopedia, 2004. URL http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Logistic_function&oldid=655476344. [Online; accessed 5-May-2015].
- [24] Eliran Dafna, Ariel Tarasiuk, and Yaniv Zigel. Automatic detection of whole night snoring events using non-contact microphone. *PLoS ONE*, 8:e84139, 2013. ISSN 1932-6203. doi: 10.1371/journal.pone.0084139. URL <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3877189/>.
- [25] Barbara Calabrese, Franco Pucci, Miriam Sturniolo, Pietro Hiram Guzzi, Pierangelo Veltri, Antonio Gambardella, and Mario Cannataro. A system for the analysis of snore signals. *Procedia Computer Science*, 4(0):1101 – 1108, 2011. ISSN 1877-0509. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2011.04.117>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S187705091100175X>. Proceedings of the International Conference on Computational Science, {ICCS} 2011.
- [26] Kun Qian, Zhiyong Xu, Huijie Xu, Yaqi Wu, and Zhao Zhao. Automatic detection, segmentation and classification of snore related signals from overnight audio recording. *Signal Processing, IET*, 9(1):21–29, 2015. ISSN 1751-9675. doi: 10.1049/iet-spr.2013.0266.
- [27] Pinto Pereira SM, Geoffroy M, and Power C. Depressive symptoms and physical activity during 3 decades in adult life: Bidirectional associations in a prospective cohort study. *JAMA Psychiatry*, 71(12):1373–1380, 2014. doi: 10.1001/jamapsychiatry.2014.1240. URL [+http://dx.doi.org/10.1001/jamapsychiatry.2014.1240](http://dx.doi.org/10.1001/jamapsychiatry.2014.1240).
- [28] William J. Strawbridge, Stephane Deleger, Robert E. Roberts, and George A. Kaplan. Physical activity reduces the risk of subsequent depression for older adults. *American Journal of Epidemiology*, 156(4):328–334, 2002. doi: 10.1093/aje/kwf047. URL <http://aje.oxfordjournals.org/content/156/4/328.abstract>.

- [29] Elva M. Arredondo, Tamar Mendelson, John P. Elder, Simon J. Marshall, Lareina La Flair, and Guadalupe X. Ayala. The relation of medical conditions to depressive symptoms among latinos: Leisure time physical activity as a mediator. *Journal of Health Psychology*, 17(5):742–752, 2012. doi: 10.1177/1359105311424468. URL <http://hpq.sagepub.com/content/17/5/742.abstract>.
- [30] C. B. Taylor, J. F. Sallis, and R. Needle. The relation of physical activity and exercise to mental health, April 1985. URL <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC1424736/>.
- [31] Scott A. Paluska and Thomas L. Schwenk. Physical activity and mental health. *Sports Medicine*, 29(3):167–180, 2000. ISSN 0112-1642. doi: 10.2165/00007256-200029030-00003. URL <http://dx.doi.org/10.2165/00007256-200029030-00003>.
- [32] Gershon Tenenbaum and Robert C. Eklund. *Handbook of Sport Psychology*. John Wiley & Sons inc., 3rd edition, 2007. doi: 10.1002/9781118270011.fmatter. URL https://www.google.dk/books?hl=da&lr=&id=h2m7I96ZStgC&oi=fnd&pg=PA469&dq=physical+activity+and+mental+health&ots=5ctNXdiYB-&sig=0Zyxk4s394z7kXNYxv2fRn7WyjI&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false.
- [33] Liu Rong, Duan Zhiguo, Zhou Jianzhong, and Liu Ming. Identification of individual walking patterns using gait acceleration. In *Bioinformatics and Bio-medical Engineering, 2007. ICBBE 2007. The 1st International Conference on*, pages 543–546, July 2007. doi: 10.1109/ICBBE.2007.142.