

Klassifikation von respiratorischen Ereignissen mit Earables und maschinellem Lernen

Bachelor Thesis
von

David Laubenstein

Chair of Pervasive Computing Systems/TECO
Institute of Telematics
Department of Informatics

First Reviewer:
Second Reviewer:
Supervisor:

Prof. Dr. Michael Beigl
Franziska Mathis-Ullrich
Tobias Röddiger

Project Period: 01/11/2019 – 01/04/2020

Inhaltsverzeichnis

1. Introduction

Heutige Methoden, um respiratorische Ereignisse klassifizieren zu können, sind aufwendig und kostspielig. Zum Beispiel sind Schlafstörungen wie Schlafapnoe zu 85% undiagnostiziert.

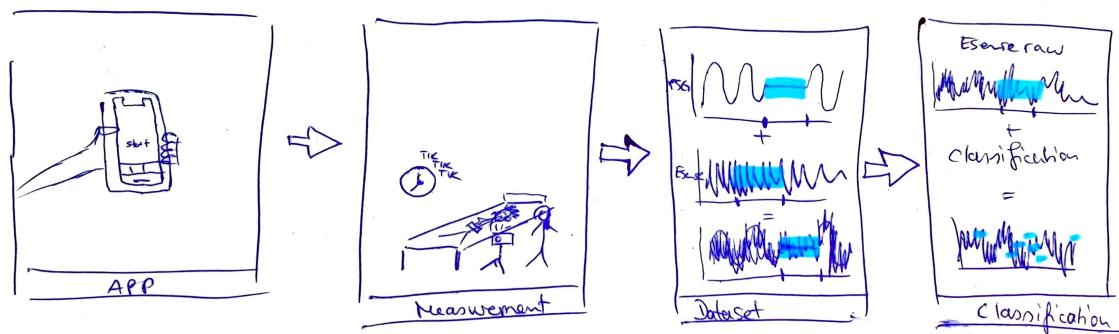


Abbildung 1.1: Ablauf der Bachelorarbeit

2. Basics & Related Work

2.1 Schlafmedizin

Unter dem Begriff *Schlafmedizin* versteht man die Lehre von Diagnostik, Klassifikation und Behandlung von Störungen während des Schlafs [schlafmedizin_1x1]. Trotz Erwähnungen in der Antike findet Schlafmedizin erst seit des letzten Jahrhunderts Bedeutung. Mithilfe der Polysomnographie konnten unterschiedliche Schlafphasen zyklischen Ablaufs erkannt werden. Zudem konnten den Schlafphasen physiologische Eigenschaften nachgewiesen werden. Heutzutage sind ca. 80 Schlafstörungen in dieversen Bereichen bekannt, welche neben psychologischen Testverfahren überwiegend elektrophysiologisch untersucht und behandelt werden. Patienten werden mit ambulanten Hilfsmitteln oder stationär in einem Schlaflabor untersucht und anschließend von einem technisch ausgebildeten Personal analysiert.

Im Falle eines Schlaflabors, welches genauere Messergebnisse im Vergleich zu einem ambulanten Hilfsmittel (z.B eine Langzeitbewegungsmessung) liefert, wird eine Polysomnographie durchgeführt. Diese misst Gehirnströme, Augenbewegungen und Muskelspannungen und erkennt erkennt einzelne Schlafphasen. Mithilfe eines PSG-Geräts werden über verschiedene Sensoren Werte ausgelesen, welche dann in Form eines Hypnogramms mittels der Kriterien des AASM (engl. *American Association for Sleep Medicine*) ausgewertet werden können (siehe ??). Hierbei werden die Schlafstadien in *Wachphase (w)*, *Einschlafen (N1)*, *leichten Schlaf (N2)*, *Tiefschlaf (N3)* und *Rapid-Eye-Movement-Schlaf (REM)* unterteilt.

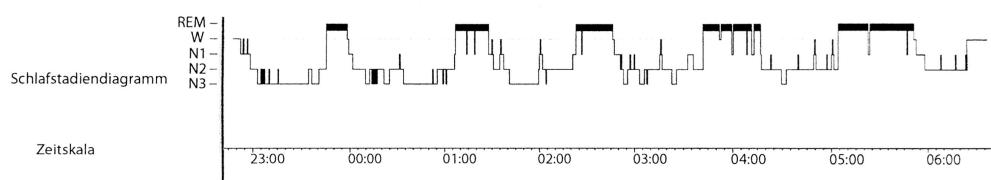


Abbildung 2.1: Beispielaufzeichnung, dargestellt in einem Hypnogramm [praxis_der_schlafmedizin]

Im Schlaflabor werden zudem auch Untersuchungen der Müdigkeit, der Tagesschläfrigkeit und der Aufmerksamkeit vorgenommen [**schlafmedizin_1x1**].

Atmungsstörungen können oft die Ursache von Schlaganfällen, Herzinfarkten oder den eben genannten Symptomen sein, welche zu erheblichen psychischen Störungen führen können. Aus diesem Grund ist es wichtig, so genau wie möglich Schlafstörungen bestimmen zu können, um Folgeerkrankungen verhindern zu können.

2.2 Klassifizierung von Schlafstörungen

Zur Charakterisierung von Schlafstörungen werden viele Biosignale während des Schlafs registriert, welche entscheidene Merkmale liefern [**praxis_der_schlafmedizin**]. Aufgrund dieser Annahme wurden Klassifikatoren für Schlafstörungen entwickelt.

- Ein- und Durchschlafstörungen (Insomnien)
- Schlafbezogene Atmungsstörungen
- Hypersomnien zentralnervösen Ursprungs
- Zirkadiane Rhythmuschlafwachstörungen
- Störungen in Verbindung mit Schlaf, Schlafstadien oder partiell Erwachen (Parasomnien)
- Schlafbezogene Bewegungsstörungen
- Andere Schlafstörungen

Diese Gliederung orientiert sich an der *ICSD-3* [**praxis_der_schlafmedizin**].

Diese Bachelorarbeit fokussiert sich darauf, ein zentrales Schlafapnoe zu klassifizieren, was ein Teil der Klassifikation „schlafbezogenen Atmungsstörungen“ ist. Schlafapnoe wird in obstruktives und zentrales Apnoe unterschieden. 20% aller Erwachsenen haben 5 oder mehr obstruktive Ereignisse pro Schlafstunde [**schlafmedizin_1x1**]. Zentrales Apnoe hingegen tritt seltener auf, als obstruktives Apnoe, jedoch auffällig oft bei besonderen Patientengruppen. Ein Beispiel liefern Patienten mit Herzinsuffizienz und einer eingeschränkten kardialen Pumpfunktion. 72% dieser Patientengruppe leidet unter zentralem Schlafapnoe. Dies stellt die Bedeutung der Klassifikation deutlich klar, da eine genaue Erkennung eines zentralen Apnoes hier sehr wichtig ist.

2.2.1 Zentrales Schlafapnoe

Beim zentralen Apnoe steht der Luftfluss trotz offener Atemwege für mindestens 10s still. Dies kann vollständig (zentrales Apnoe), oder partiell (zentrales Hypopnoe) erfolgen. Ab einer Anzahl von 5 Apnoeereignissen wird zentrales Apnoe diagnostiziert. Die Ursachen gelten hierbei internistischer oder neurologischer Grundlage. Typische an- und abschwellige Muster sind durch eine chronische Herzinsuffizienz, durch eine verlängerte Kreislaufzeit, oder durch eine zentralnervöse Verstellung der sogenannten Apnoeschwelle zurückzuführen. Der CO_2 Gehalt im Blut wird als Apnoeschwelle

bezeichnet. Am Tag sind die Symptome von zentralem Apnoe eher an deren Ursache, den internistischen und neurologischen Grunderkrankungen zu erkennen, da diese häufig nicht von den Symptomen der Schlafapnoe zu unterscheiden sind. In der Nacht wird zentrales Apnoe, ebenso wie obstruktives Apnoe an Atemaussetzern, häufig vom Partner des Patienten beobachtet. Zudem kann lautes und unregelmäßiges Schnarchen ein Indiz für ein Apnoe sein, ebenso wie ein Aufwachen in Atemnot.

Ein Schlafapnoe kann jedoch in unterschiedlichen Schweregraden auftreten. Es gibt Patienten, welche kaum bis keine Probleme haben und nur aufgrund von nächtlichen Erkenntnissen ihrer Ehepartner zum Arzt geschickt werden. Es gibt jedoch auch Patienten, die am Tag Probleme haben, bei monotonen Situationen wach zu bleiben.

Eine Diagnose würde mögliche Folgeerkrankungen schneller erkennbar machen und die Ursache dieser erklären.

2.3 Maschinelle Lernverfahren

Maschinelle Lernverfahren sind Algorithmen, welche die Performance des Algorithmus mittels Trainingsdaten verbessern ?? **TODO: reference Maschine Learning course of KIT**. Es wird zwischen verschiedenen Lernverfahren unterschieden:

- Supervised Learning
- Unsupervised Learning
- Reinforcement Learning

Beim *Supervised Learning* sind die Trainingsdaten im Vergleich zum *Unsupervised Learning* markiert. So wird beim *Supervised Learning* anhand von markierten Trainingsdaten eine Entscheidung getroffen. Anhand der folgenden Tabelle wird bei *Supervised* und *Unsupervised Learning* zwischen verschiedenen Modellen unterschieden:

Supervised Learning	Unsupervised Learning
Regression	Clustering
Klassifikation	Dimensionsreduktion

Jeder Algorithmus, welcher in einem Maschinellen Lernverfahren eingesetzt ist, besteht aus 3 Teilen: Zum einen der *Representation*, der *Evaluation* und der *Optimization*. In der *Representation* unterscheidet man nach dem zugrunde liegenden Modell, welches beispielsweise ein Entscheidungsbaum, ein neuronales Netz oder eine Support-Vektor-Maschine sein kann. Die *Evaluation* behandelt die Frage, in welche Richtung die Entscheidung getroffen werden soll. Ein Beispiel hierfür wäre die Genauigkeit, den *Precision Recall*, die Entropie oder den Likelihood-Schätzer. Beim dritten Teil, der *Optimization*, wird eine Optimierung des Algorithmus angestrebt. Dies kann unter anderem mit Methoden 2. Ordnung, Zufälliger Suche, einem absteigenden Gradienten oder der Methode der kleinsten Quadrate versucht werden.

Das in dieser Bachelorarbeit verwendete Lernverfahren ist *Supervised Learning* mit dem zugehörigen Modell, die *Klassifikation*.

TODO: allg. kurz beschreiben, was die machen

2.3.1 Random Forest

TODO: wie funktioniert das?

2.3.2 XGBoost

TODO: wie funktioniert das?

2.3.3 SVM

TODO: wie funktioniert das?

2.4 Forschung von Klassifikation anhand von IMU-Daten

Es gibt bereits Ansätze, welche sich damit befassen, Alternativen zur Ermittlung von Schlafstörungen zu finden. Somit könnte ein Besuch im Schlaflabor durch einen bequemen Test ersetzt werden. Ein vielversprechender Ansatz ist es, mittels IMU-Daten die Bewegung des Körpers zu messen und anhand dieser Informationen die Atmung oder ähnliches herauszufiltern, um dann Rückschlüsse auf Schlafstörungen schließen zu können.

2.4.1 Accelerometer am Brustkorb

Bereits 2018 gab es Forschung in diesem Bereich. *Phan Duy Hung* hat sich damit befasst, einen Accelerometer an den Brustkorb zu fixieren [hung_central_2018]. Es wurde versucht, durch die Platzierung an genau dieser Stelle das Herzschlagen genauer erkennen zu können. Die Rohdaten zeigen hierbei bereits die Herzfrequenz und die Atmung des Probanden (siehe Abb. ??).

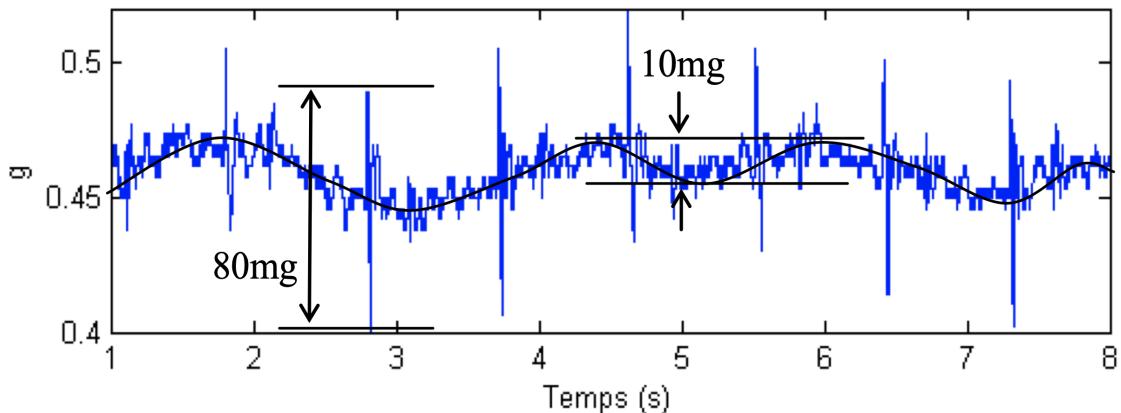


Abbildung 2.2: Rohdaten des Accelerometers in [hung_central_2018]

Die Daten wurden nach der Aufzeichnung durch einen Bandpassfilter mit adaptiver Apassung optimiert, um die SNR (*signal-noise-ratio*) zu verringern. Der Puls wurde ermittelt, indem Peaks (Max: *V*-Peak, Min: *R*-Peak) gefunden und als Herzschlag interpretiert wurden. Des weiteren musste Signalrauschen, z.B von der Reibung des T-Shirts und Haut, aus dem Signal herausgefiltert werden. Zudem wurden 3 Features

anhand der Amplitude über die Zeit berechnet. Das erste Feature ist die *Spektralverhältnis (spectral ratio)*. Hier wird ein Leistungsspektrum einminütigem Segments vom HR-Signal geschätzt. Der Frequenzbereich zwischen [0-1] Hz wurde untersucht. Dieser Bereich spiegelt die Frequenzvariation zwischen zentraler Schlafapnoe und normaler Aktivität wieder.

Im Bereich von [0,3-0,6] Hz zeigt sich das Maxima der spektralen Leistung, was immer in der Größenordnung abnimmt. Dieser Wert wird normiert, indem er durch den Mittelwert der spektralen Leistung im Bereich [0,1-0,3] Hz geteilt wird. Das Verhältnis der max(P) im Bereich von [0,3-0,6] Hz zum Mittelwert(P) in [0,1-0,3] Hz ist unabhängig von der Person.

Das zweite Feature sind die *Wavelet-Koeffizienten (wavelet coefficients)*, bei welcher die Analyse mit mehreren Auflösungen und guter Lokalisierungsfähigkeit im Zeit-Frequenz-Bereich häufig eine Wavelet-Transformation verwendet wird. Hierbei wurde das Atemsignal in 5 Ebenen mit der db2-Wavelet zerlegt. Danach wurden die Standardabweichungen der Detailkoeffizienten in den Ebenen 4 und 5 verwendet.

Das dritte Feature sind die *linear prediction coefficients*. Die zweite Ordnung der linearen Vorhersage

$$x(n) = a_1 x(n-1) + a_2 x(n-2) + e(n)$$

wurde verwendet, wobei x eine Zeitreihe ist, e(n) der Vorhersagefehler und a1, a2 die Vorhersagekoeffizienten, die durch die Least-Square-Optimierungsverfahren zu bestimmen sind.

Die folgenden Werte wurde zum Testen mit ANOVA ausgewählt:

ANOVA: a_1 , a_2 und $\sqrt{a_1^2 + a_2^2}$

Zudem wurden nichtlineare Features in Betracht gezogen, da bereits vorher festgestellt wurde, dass in komplexen Atemuntersuchungen lineare Funktionen nicht ausreichen. Die Herzfrequenz wird hierbei als Timeseries betrachtet. Es wurden diesbezüglich die nichtfunktionalen Features der *Poincaré-Plots (Poincare plot geometry)*, *Trendbereinigende Fluktuationsanalyse (Detrended Fluctuation Analysis)*, *Approximate-Entropie (Approximate Entropy)*, sowie der *Ljapunow-Exponent (Largest Lyapunov exponent)* verarbeitet.

Die Features wurden anschließend mit der *ANOVA-Toolbox* ausgewertet. Somit konnte ermittelt werden, ob in dem zeitlichen Intervall ein Apnoe stattgefunden hat, oder nicht.

Durch dieses Paper wurde eine Genauigkeit von 84.2% erreicht, ein zentrales Apnoe zu erkennen und mit 84.1% konnte ermittelt werden, dass in diesem Zeitrahmen kein zentrales Apnoe vorkam.

2.4.2 Detektion direkt am Kopf mittels der Google Glass Brille

2015 wurde erforscht, durch Informationen des Google Glass den Puls und das Atemsignal zu ermitteln [**hernandez_cardiac_nodate**]. Der Vorteil hierbei ist die Position der Brille. Da sie am Kopf platziert ist, liefert die Brille möglicherweise vielversprechende Werte im Vergleich zu IMU-Daten, die am Brustkorb aufgezeichnet

worden sind. Die Google Glass wurde allerdings nicht entwickelt, um physiologische Daten zu sammeln, kann jedoch dafür verwendet werden, da alle nötigen Sensoren (Accelerometer, Gyroscope und Kamera) verbaut hat. Die Resultate liefern einen mittleren absoluten Fehler (*MAE*) von 0.82 Schlägen pro Minute (STD: 1.98) der Herzrate und 0.6 Atmungen pro Minute (STD: 1.19) bei der Atmung unter Betrachtung verschiedener Beobachtungsfenster und Kombinationen der Sensoren. Die Her-

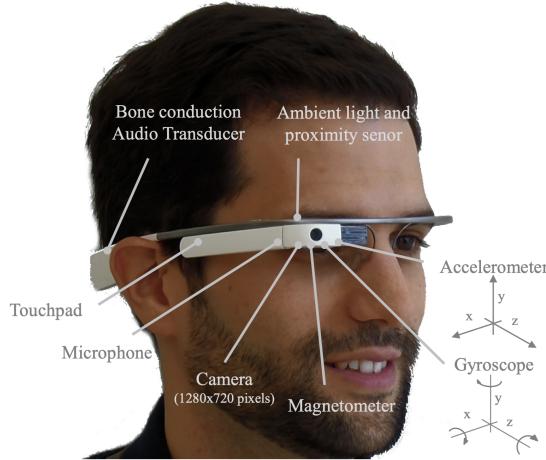


Abbildung 2.3: Google Glass Sensordaten [hernandez_cardiac_nodate]

ausforderung lag zudem daran, stromsparende Echtzeitberechnungen mit Algorithmen zu entwickeln, womit physiologische Parameter extrahiert werden. Der Nutzer soll das Gerät im Alltag normal weiternutzen können.

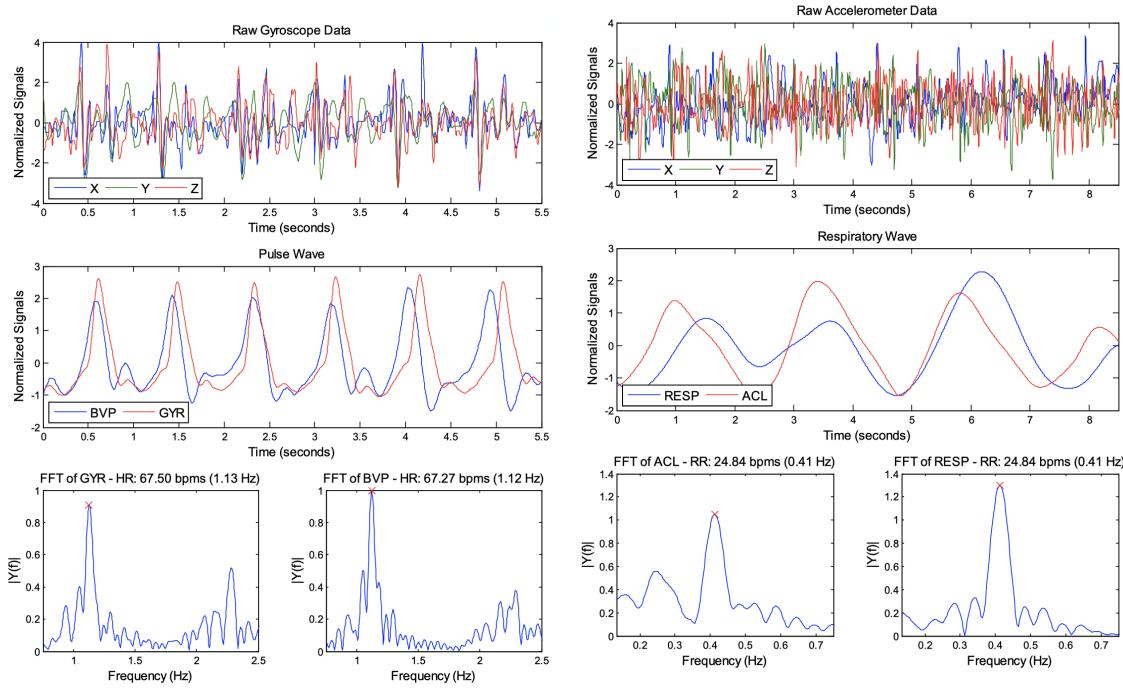
Es wurden 2 Techniken entwickelt, eine zur Ermittlung des Pulssignals und die andere für das Atemsignal.

2.4.2.1 Pulssignal

Die Schätzung des Pulssignals wurde anhand einer Timeseries von Vektoren in mehrere Schritte aufgeteilt:

- Von jeder Dimension des Vektors wurde ein gleitendes Durchschnittsfenster von 3 Abtastwerten subtrahiert, wodurch Signalverschiebungen und Trends entfernt werden konnten.
- Ein Bandpass Butterworthfilter der 4. Ordnung mit Cut-Off Frequenzen von 10Hz und 13Hz wurde auf jede Dimension angewendet, um Veränderungen des BCG zu isolieren
- Zudem wurde ein Bandpass Butterworthfilter der 2. Ordnung mit den Cut-Off Frequenzen von 0.75Hz und 2.5Hz (entspricht 45 and 150 Schläge die Minute) angewandt, was schließlich das resultierende Pulssignal liefert.

Die Abbildung ?? zeigt ein Signal des Herzschlags, gesammelt von den Informationen der Gyroskopdaten. Diese Daten wurden von dem Google Glass aufgezeichnet, während der Person auf dem Rück lag. Der obige Graph zeigt ein 3-Achsen Gyroskop



(a) Beispiel eines Pulssignals mittels der Gyroskopdaten (rot) und des Ground-Truth Signals (blau). Die beiden unteren Graphen zeigen das Fouriespektrum von jedem Signal (FFT: Fourier Spectrum, GYR: Gyroscope, BVP: Blood Volume Pulse, HR: Heart Rate, bpm: beats per minute)

(b) Beispiel einer Schätzung des Atemsignals anhand der Beschleunigungsdaten (blau) und des Ground-Truthtsignals (rot). Die beiden unteren Graphen zeigen das Fouriespektrum von jedem Signal. (FFT: Fourier Spectrum, ACL: accelerometer, RESP: Respiration from chest band, RR: respiration rate, bpm: breaths per minute)

Abbildung 2.4: Herzrate- und Atemfrequenzanalyse

signal über eine Dauer von 5.5 Sekunden. Der mittlere Graph zeigt die Schätzung des Herzschlags, nachdem die vorgestellten Methoden angewandt wurden in rot, die des Referenzsignals in blau. Es ist sehr gut zu erkennen, dass die Schätzung sehr nahe an den Referenzsignalen ist.

2.4.2.2 Atemsignal

Das Atemsignal wurde durch verschiedene Schritte berechnet:

- Ein gleitender Mittelwertfilter wurde auf jede Komponente angewandt. Die Fensterlänge wurde auf die Dauer eines Atemzyklus gesetzt, in diesem Fall 45 Atmungen pro Minute.
- Ein Bandpass Butterworthfilter der 4. Ordnung mit dem Cut-Off Frequenzen von 0.13Hz und 0.75Hz (entspricht 8-45 Atmungen pro Minute) wurde auf jede Dimension angewandt.
- Da die verschiedenen Dimensionen der Sensoren nicht in Relation zu den Körperpositionen stehen, wurde eine Principal Component Analyse angewandt, um einen derartigen Einfluss zu reduzieren. Nach einer Fast Fouriertransformation (FFT) auf jede Komponente wurde das Signal mit der Periode mit

der maximalen Größenordnung ausgewählt, welche innerhalb des betrachteten Frequenzbereichs liegt.

Die Abbildung ?? zeigt ein Beispiel einer Atemfrequenzschätzung der Beschleunigungsdaten eines Patienten. Wie zu sehen ist, sind die Daten sehr nahe an dem Referenzwert, welcher mit aufgezeichnet wurde.

2.4.3 Überwachung von Puls und Atmung mittels eSense-Earpods

2019 wurde von *Tobias Röddiger, Daniel Wolffram* und *David Laubenstein* nachgewiesen, dass es möglich ist, mittels den eSense-Earpods die Atmung und den Puls näherungsweise zu ermitteln [roddiger_towards_2019]. Dies gelang etwas genauer, als das Monitoring von *J. Hernandez* mit dem Google Glass [hernandez_cardiac_nodate]. Es wurden hierbei eine Studie mit 12 Personen aufgezeichnet, welche in 3 Positionen (liegend, stehend, sitzend) jeweils vor, bzw. nach einer sportlichen Bewegungsphase einen einminütigen Atemablauf durchgeführt haben. Die Analyse der Daten erfolgte im Anschluss der Studie und wurde in einer Pipeline verarbeitet, welche zuerst das Rauschen reduziert, anschließend einen Triangle-Filter der Breite 2s anwendet und danach eine PCA (engl. *principal component analysis*) ausführt, um die Daten unabhängig von deren Achse zu bewerten. Nun wurden Windows mit der Größe von 20s extrahiert, welche die die Atmung und den Puls anhand dieses Windows berechnen. Die Resultate ergaben einen mittleren absoluten Fehler (engl. *mean absolute error*) von 2.62 CPM (acc) und 2.55 CPM (gyro), jedoch variieren diese von Proband zu Proband.

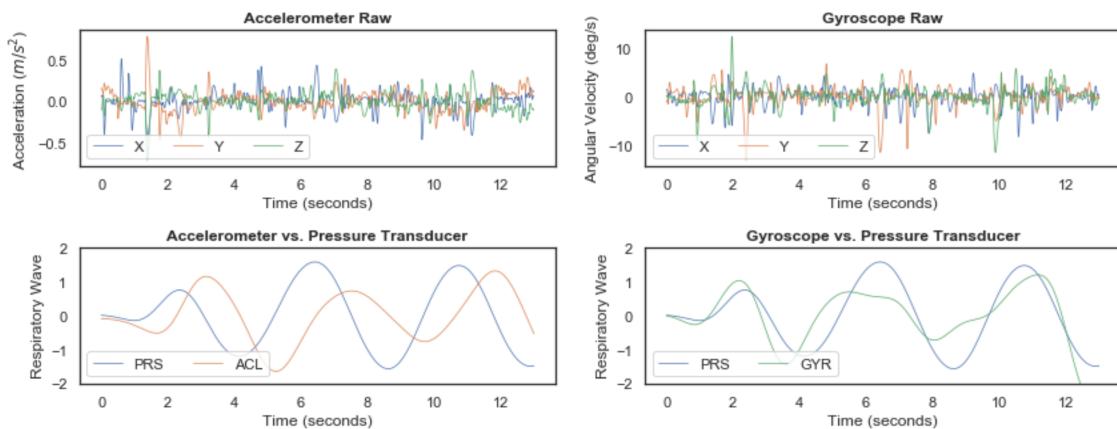


Abbildung 2.5: Rohdaten der Accelerometer und Gyroscope daten innerhalb von 12s, sowie die Atem- und Pulsschätzung, verglichen mit dem Ground-Truh (blau)

3. Schlafanalyse

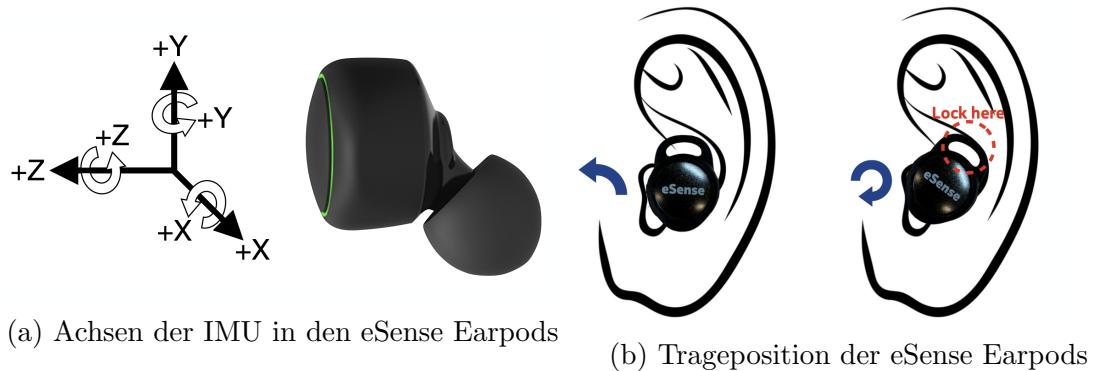
Zur Analyse eines respiratorischen Ereignisses findet im Zuge dieser Bachelorarbeit eine Nutzerstudie statt, um einen Datensatz zu erstellen, welcher daraufhin analysiert werden kann. Im Folgenden wird erläutert, welche Geräte verwendet werden und wie diese gesammelten Informationen zusammengetragen werden, damit der entstehende Datensatz in einem strukturierten Zustand vorliegt.

3.1 Earable Plattform

Zur Erfassung der Daten werden eSense-Earpods der Firma “Nokia Bell Labs Cambridge” verwendet. Die Earpods beinhalten zwei Mikrofone und ein Lautsprecher, welche beide über Bluetooth angebunden werden können. Pro Earpod ist ein Mikrofon verbaut. Des weiteren ist das für diese Bachelorarbeit interessanteste Element, eine 6-Achsen IMU (Inertial Motion Unit) teil der Earpods. Eine IMU ist eine inertiale Messeinheit, womit Gyroskop- und Beschleunigungsdaten aufgezeichnet und mittels BLE (Bluetooth Low Energy) auf das Smartphone übertragen werden können. Es handelt sich um einen 3-Achsen Beschleunigungssensor, sowie einen 3-Achsen Gyroskop. Die IMU ist lediglich im linken Earpod verbaut. Die Messrate dieser Sensoren ist variabel einstellbar und wurde im folgenden auf 50Hz festgelegt. Die IMU ist ebenfalls konfigurierbar und wurde nicht verändert. Diese Messbereich ist beim Beschleunigungssensor $\pm 4g$ und beim Gyroskop $\pm 500deg/s$. Die Messdaten der IMU sind bereits gefiltert, wenn sie per BLE übertragen werden. Hier ist die Konfiguration ebenfalls schon vorkonfiguriert, bei der ein Tiefpassfilter mit einer Bandbreite von 5Hz des Beschleunigungssensors, sowie ebenfalls 5Hz des Gyroskops angewandt wird.

3.1.1 Was wird aufgezeichnet?

Zu vollständigen Aufzeichnung eines Datensatzes werden die Daten der IMU, in einer Datenbank abgespeichert. Insgesamt werden hierbei pro empfangene Dateneinheit 6 Werte persistiert, die x , y und z Richtung des Beschleunigungssensors, bzw des Gyroskops. Des weiteren wird die aktuelle Zeit, die aktuell auszuführende Aktion des Studienablaufs und die Information, ob die LED des Smartphones an oder aus



ist, zu jeder empfangenen Dateneinheit hinzugefügt. Das Mikrofon wird ebenfalls aufgezeichnet und nach der Messung abgespeichert. Vor dem Beginn einer Messung wird der Studienteilnehmer gebeten, ein paar Zusatzinformationen (siehe Kapitel ??) anzugeben. Diese werden vor dem Start der Messung am Smartphone ausgefüllt und ebenfalls in der Datenbank gespeichert.

3.1.2 Datenexport

Zur weiteren Verarbeitung werden die Daten, nachdem sie von der App lokal in einer Datenbank gespeichert werden, exportiert. Zuerst werden die Datenbankeinträge der aktuellen Messung als *csv*-Datei exportiert und in einem temporären Ordner abgespeichert. Hierbei werden die Gyroskop einträge separat von den Beschleunigungsdaten exportiert, es entstehen folglich 2 *csv*-Dateien („*GyroData_ID.csv*“, „*ACCDATA_ID.csv*“). Das Mikrofon-Signal wird nach der Messung als *m4a*-Datei ebenfalls im temporären Ordner abgelegt. Die Zusatzinformationen, welche über den Studienteilnehmer hinterlegt wurden, werden als *csv*-Datei („*UserStudyPerson-Details_ID.csv*“) ebenfalls in den temporären Ordner persistiert. Alle Dateien des temporären Ordners werden in einer zip-Datei verpackt und können über den Share-Screen von Apple über verschiedene Wege geteilt werden.

3.2 Polysomnographie-Systeme

Als Referenz zu den eSense-Earpods wird ein Polysomnographie-System (PSG-System) verwendet. Das Gerät SOMNOscreen™ plus bietet alle nötigen Sensoren und findet in der Wissenschaft Anerkennung. **TODO: wissenschaftlich anerkannt... wo ist der beweis, dass das stimmt?** Ein solches System zeichnet Messungen für physiologische Funktionen des Körpers während des Schlafs auf und kann somit mögliche Schlafstörungen diagnostizieren. Im Gegensatz zur Polygraphie kann die Polysomnographie explizit zwischen obstruktivem und zentralem Apnoe unterscheiden [schlafmedizin_1x1]. Es werden kontinuierlich verschiedene Körperfunktionen überwacht, wodurch nach einer Messung ein umfangreiches und individuelles Schlafprofil erstellt werden kann.

Das PSG-System zeichnet während der Studie ebenfalls Daten auf und soll die Resultate, welche durch die eSense-Earpods gesammelt und analysiert werden, verifizieren. Somit dienen die Daten, welche durch das PSG-System gesammelt werden, als „Ground-Truth“. **TODO: 1x1 literatur seite 100 lesen und hinzufügen**

¹siehe Quelle: [somscreen_plus_product_description]



Abbildung 3.2: PSG-System im Einsatz und die visuelle Darstellung¹

Mittels der „DOMINO Schlafdiagnostik“ Software kann eine Montage erstellt werden. Eine Montage ist eine Konfiguration, bei der man festlegen kann, welche Sensoren gemessen und persistiert werden sollen. Zudem kann man die Abtastrate in Hz festlegen. Im folgenden werden alle Sensoren aufgelistet, welche für die Studie aufgezeichnet wurden und somit die Montage darstellen. Die nicht persistierten Daten werden im folgenden ignoriert.

- **Bauchsignal (abdomen) (32Hz)**: Gibt die Veränderung des Volumens am Bauch an.
- **Lichtsignal (light) (128Hz)**: wird verwendet, um die Signale vom PSG-System und den eSense-Earpods zu synchronisieren
- **Drucksignal (flow) (256Hz)**: Hier wird der Druck gemessen, der durch die Nase kommt. Der Sensor ist direkt an der Nase befestigt.
- **Bewegungssignal (movement) (32Hz)**: TODO: misst bewegung anhand von Beschleunigungsdaten
- **Sauerstoffsättigung (pleth) (128Hz)**: TODO: describe
- **Pulssignal (pulse) (32Hz)**: Am Finger des Patienten wird dieser Sensor angebracht und misst den Puls.
- **Schnarchmikrofonsignal (schnarch) (256Hz)**: Dieser Sensor wird am Kehlkopf befestigt und soll das Schnarchen messen.
- **Sauerstoffgehalt (spo2) (32Hz)**: TODO: describe
- **Brustkorbsignal (thorax) (32Hz)**: Gibt die Veränderung des Volumens am Brustkorb an.
- **Brustkorb & Bauchsignal (thoraxabdomen) (32Hz)**: Das kombinierte Signal von Brust- und Bauchsignal
- **EDF Informationen (edfAnnotations) (60Hz)**: TODO: describe

3.2.1 Datenexport

Im PSG-System befindet sich eine CF-Karte (*Compact-Flash*). Diese kann mithilfe der vom PSG-System bereitgestellten „DOMINO Schlafdiagnostik“ Software ausgelesen werden. Die Software stellt eine Ansicht dar, womit man die Signale untereinander in einer Timeline betrachten kann. Die aufgezeichneten Signale können als *edf*-Datei exportiert werden. Mittels Python kann man *edf*-Dateien auslesen und weiterverarbeiten. Pro Studie wurden alle 3 Positionsabläufe in einem einzigen Messvorgang aufgezeichnet. Somit müssen die 3 Einzelmessungen aus der *edf*-Datei herausgezogen werden. Für weitere Details siehe Kapitel ?? **TODO: change ref to ref, where edf-analyzation is explained**

3.3 Kamera

Während der Studie wurde zur vollständigen Erstellung eines Datensatzes eine Kamera mit Stativ aufgestellt, welche den Kopf des Studienteilnehmers fokussiert. Somit können eventuelle Unklarheiten im Datensatz, wie zum Beispiel ein Husten der Person, genau deklariert werden. Die verwendete Kamera ist eine „Canon EOS 6D Mk II“. Die Aufnahme wurde in *1080p* mit einer Abtastrate von *50fps* aufgenommen.

3.4 Datensynchronisation

Um sicherzugehen, dass das PSG-System, sowie die Daten der eSense-Earpods zeitlich exakt übereinstimmt, wurden mit der App kurze Lichtblitze gesendet (20ms). Mit einem 3D-Drucker wurde eine Vorrichtung angefertigt, welche das Smartphone auf das PSG-System platziert, sodass die LED des Smartphones direkt auf den Lichtsensor zeigt (siehe Abbildung ??).



Abbildung 3.3: 3D-Druck, welcher die LED des Smartphones auf den Lichtsensor zeigen lässt

Die Lichtblitze lösen nach jeder Aktionsänderung aus, die der Studienteilnehmer erhält. Den genauen Ablauf kann man der Abbildung ?? entnehmen. Die Lichtblitze der Messung können nun mit den Lichtblitzen der eSense-Daten synchronisiert werden (siehe Kapitel ??).

3.5 Zusatzinformationen der Nutzer

Vor dem Start der Datenaufzeichnung wurden Informationen über die Aufzeichnung und über den Teilnehmer gesammelt. Dies soll lediglich dazu dienen, spätere Unklarheiten im Datensatz erklären zu können. Es werden Informationen zum Körper der Person abgefragt (Alter, Größe, Gewicht, Geschlecht, Schlafrhythmus), den Ear-podaufsatzt, die Matratzenart, sowie Maße des Ohrs.

4. Design

Ein wichtiger Teil dieser Arbeit ist die Erstellung eines Datensatzes, welcher zur Klassifikation dienen soll. Mithilfe einer Smartphone-App soll ein Datensatz eines Studienteilnehmers erstellt und exportiert werden. Daraufhin liegen die Daten vor und können in einer Verarbeitungspipeline analysiert, bzw. klassifiziert werden.

Die Studie wurde so konzipiert, Atemaussetzer während des Schlafens zu klassifizieren. Während der Studie wurde jeder Datensatz im Bett des Teilnehmers aufgezeichnet, um sein Wohlbefinden und somit auch die Qualität der Daten zu erhöhen.

4.1 Studienplanung

Für die Studie wurde eine Teilnehmeranzahl von 10 Personen gewählt, welche die nötige Vielfältigkeit liefern soll. Des Weiteren wurden pro Teilnehmer ein Datensatz an 3 verschiedene Positionen aufgezeichnet, auf dem Bauch, dem Rücken, sowie auf der Seite liegend.

Eine Fragestellung der Studie war, wie ein Atemaussetzer „simuliert“ werden soll. Es wurde entschieden, dass die Studie ein zentrales Schlafapnoe erkennen soll. Demzufolge soll der Studienteilnehmer in einer vordefinierten Reihenfolge einen Atemaussetzer „simulieren“, indem er die Luft für eine gewisse Zeit anhält. Um unterschiedliche Längen von Atemaussetzern aufzuzeichnen wurden 10s, 20s und 30s gewählt, in denen der Teilnehmer die Luft anhalten soll. Nun muss ein geeigneter Ablauf gewählt werden, wodurch sich die Ereignisse nicht überschneiden. Auf der Suche, wie lange die Regeneration dauere, nachdem eine Person die Luft angehalten hat, ergab sich durch das Schaubild ??, dass die Person ca. die gleiche Zeit zur Regeneration benötigt, wie sie die Luft zuvor angehalten hat. Diese Zeit wurde nun zusätzlich in der Studie mit eingebracht und daraus ergibt sich der Ablauf, welcher in Abbildung ?? zu sehen ist.

4.2 Studienablauf

Dieser Ablauf (siehe Abb. ??) wurde nun pro Studienteilnehmer jeweils bei den 3 Positionen durchgeführt, womit alle Schlaflagen abgedeckt wären. Zu Beginn der

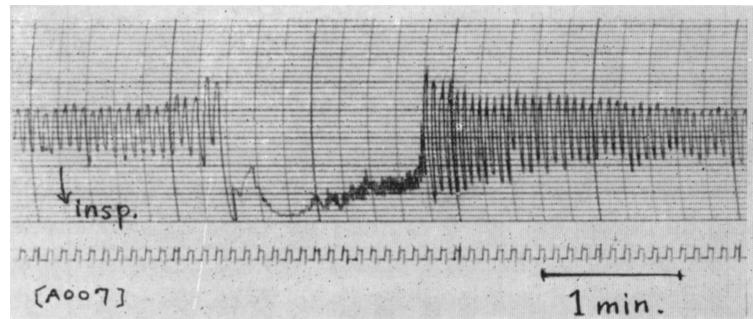


Abbildung 4.1: Regenerationsphase nach Luft anhalten [beath_rebreathing].

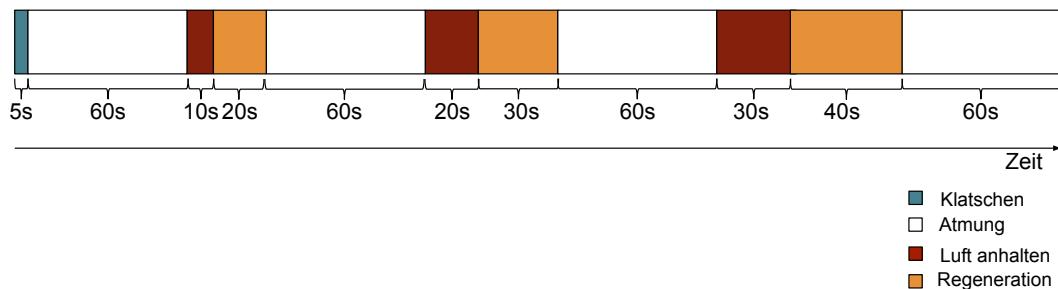


Abbildung 4.2: Ablauf der Studie mit einer Position

Studie fand eine kurze Einweisung statt, indem der Proband erfuhr, was er zu tragen hat und wie er Anweisungen erhält, um dem Ablauf folgen zu können. Die Kamera wurde auf dem Stativ platziert und so ausgelegt, dass sie das Ohr des Probanden filmt. Das PSG-System wurde am Studienteilnehmer angebracht, sowie alle nötigen Sensoren, die im Kapitel ?? beschrieben wurden. Nach der passenden Auswahl des Aufsatzes der eSense-Earpods war der Aufbau der Studie beendet.

Nun wird die Messung des PSG-Systems gestartet, sowie die Smartphone-App geöffnet. Nach Eingabe der Nutzerinformationen kann der erste Durchgang, welcher abhängig vom Ablauf der 3 Positionen war, begonnen werden. Durch den Start der Messung am Smartphone beginnt die Messung. Da zusätzlich das Mikrofon am eSense-Earpod mit aufgezeichnet wird, wird nach dem Start der Messung ein 4s Zeitfenster gewählt, indem der Teilnehmer in die Hände klatschen musste, um das Mikrofonsignal später synchronisieren zu können. Nun beginnt die Aufzeichnung. Der Leiter der Studie hat bereits den Raum verlassen und alle Anweisungen werden durch die Earpods per Audiosignal ausgesprochen. Sofern die Messung beendet ist, tritt der Leiter der Studie wieder in den Raum und die Messung kann exportiert werden. Der Export beinhaltet jegliche Smartphone-Daten. Die PSG-Daten werden als eine komplette Messung am Ende der Studie exportiert. Zudem wird die Kamera angehalten und eine neue Aufnahme kann gestartet werden. Anschließend beginnt die nächste Position. Der Proband kann nun die neue Position einnehmen, anschließend wird per App die neue Messung gestartet. Zum Abschluss aller 3 Positionen wird die Messung am PSG-System gestoppt und mittels eines vom PSG-System bereitgestellten Programms lässt sich die Messung als „*edf*-Datei“ exportieren. Mehr zum Export der Daten und zur Synchronisation, siehe Kapitel ??

5. Implementierung

In diesem Kapitel wird erläutert, wie die Daten des Datensatzes gesammelt, zur weiteren Verarbeitung vorbereitet und schließlich analysiert werden. Der Fokus hierbei liegt auf der Implementierung, für mehr Details, siehe Kapitel **TODO: link to ref**

5.1 App

5.1.1 Plattform

Die Smartphone-App wurde mit der Sprache Swift für Apple-Smartphones entwickelt. Mit der Software XCode lässt sich eine mit Swift geschriebe App kompilieren und auf dem Smartphone installieren.

Zur Einbindung externer Frameworks wird der Dependency-Manager *Accio* und *Carthage* verwendet. Im Folgenden sind die relevanten Frameworks aufgelistet, welche in der App eingebunden worden sind:

Imperio	Strukturierung der App
Realm-Cocoa	Datenbank-Framework
Zip	Bietet die Möglichkeit, einen Ordner als „zip“-Datei zu komprimieren
Mongohealer	Fügt Logging zu der App hinzu

Durch das Framework *Imperio* ist es möglich, die View-Komponenten von der Logik zu trennen. Somit ändert sich die Struktur der App, indem jeder Ablauf in der App als *Flow* interpretiert wird. Pro Flow wird ein *FlowController* angelegt, welcher die Logik des Ablaufs kontrolliert. Ein Flow kann nun beliebig viele *ViewController* starten. Jede *View*, welche von einem Flow aufgerufen wird, hält ein *Delegate* Objekt. Ein *Delegate* ist ein Protocol, womit dem *Flow* eine Aktion auf der *View* mitgeteilt werden kann. Somit wird bei jeder Aktion auf der View eine Funktion des FlowControllers aufgerufen, welcher die View gestartet hat.

Das Framework *Realm* ist eine Datenbank für mobile Systeme, die vollständig auf dem mobilen Endgerät läuft. Die Daten können direkt als *Objekt* ausgelesen und

verarbeitet werden. In der App wird die Datenbank verwendet, um eine Messung abzuspeichern (siehe Abbildung ??))

Die App ist in 3 Sektionen aufgeteilt, einer *Chartansicht*, einer *Messungsansicht*, sowie einer *Einstellungsansicht*. (Abb. ?? Tabbar) Im weiteren wird nur die *Messungsansicht* genauer erläutert, da die anderen Ansichten im Rahmen der Bachelorarbeit nicht relevant sind.

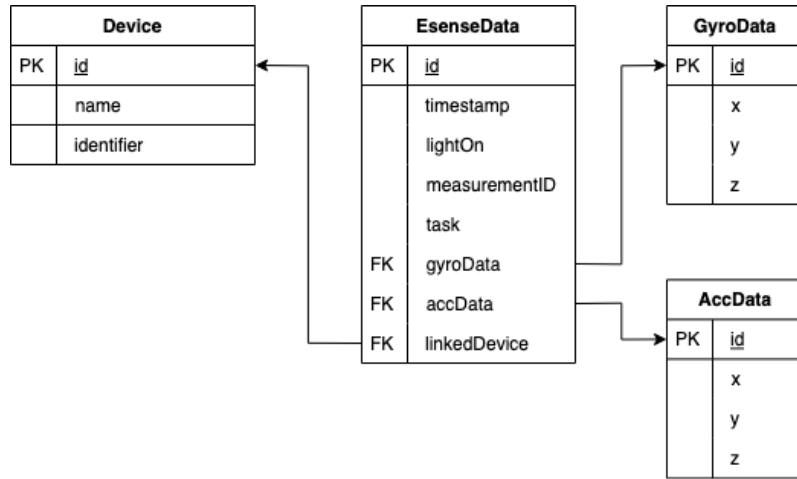


Abbildung 5.1: ER-Diagramm der App-Datenbank TODO: higher resolution

5.1.2 Messungsablauf

Mit der *Messungsansicht* soll eine komplette Messung durchgeführt werden. Der *MeasurementFlow* wird gestartet und die erste *View* (Abb. ??) wird geöffnet. Nach der erfolgreichen Verbindung mit den eSense-Earpods erfolgt eine Weiterleitung zur nächsten *View* (Abb. ??) zum Ausfüllen der Nutzerinformationen. Mit dem Betätigen des Buttons: „Start Measurement“ bestätigt man die Eingabe der Daten und die Messung beginnt. Automatisch beginnt der erste Timer (Abb. ??). Der Timer zeigt den aktuellen, sowie den nächsten *Task* an, sowie die Restzeit des aktuellen Tasks. Der genaue Ablauf der einzelnen Timer ist in Abbildung ?? detailliert beschrieben. Nach dem Ablauf des letzten Timers wird eine View geöffnet, welche die Möglichkeit zum Teilen der aktuellen Messung bietet (Abb. ??, ??). Zudem kann die Datenbank vollständig geleert werden.

5.1.3 Messung

Eine Messung wird im Code in einem *Measurement* Objekt persistiert. Durch ein Observer-Pattern wird der *MeasurementFlow* über jegliche Änderung informiert und kann entsprechende Handlungen durchführen. Durch die Funktionen `startMeasurement` und `stopMeasurement` kann eine Messung gestartet, bzw gestoppt werden. Mit der Funktion `startMeasurement` wird das IMU-Sampling per BLE, sowie die Audioaufnahme gestartet. Ebenso wird der erste Timer gestartet und ein doppeltes Lichtsignal gesendet. Durch die Funktion `stopMeasurement` werden die Datenströme gestoppt, ebenfalls ein doppeltes Lichtsignal gesendet und der Timer wird beendet. Der nächste Task wird gestartet, wenn der Timer abgelaufen ist. Der Timer startet mit der Länge des nächsten Tasks. Sofern der nächste Task „Hold_breath“ ist, also

die Person im folgenden Task die Luft anhält, wird dem Teilnehmer kurz vor Ablauf mitgeteilt, wann der nächste Task startet. Mit der Instruktion „Bitte die Luft anhalten in 3, 2, 1“ weiß der Teilnehmer, wann er die Luft anhalten soll. Durch die Anweisung „Stopp“ wird dem Nutzer das Ende des Tasks mitgeteilt. Die Instruktionen liegen als Audiodatei vor und werden jeweils vor dem jeweiligen Task abgespielt und mittels Bluetooth über die Lautsprecher der eSense-Earpods ausgegeben.

TODO: extend with diagrams like class-diagram

5.2 Anbindung an Auswertungspipeline

Die App liefert beim Export die Daten der eSense-Earpods, was die IMU-Daten, sowie die Nutzerinformationen und die Mikrofonaufnahme beinhaltet. Zum aktuellen Stand liegen somit die Daten der eSense-Earpods und vom PSG-System vor. Zu Beginn müssen die PSG-Daten, welche als eine Messung für alle 3 Positionen pro Studienteilnehmerpersistiert wurde, in 3 einzelne Messungen aufgeteilt werden. Die Daten des PSG-Systems liegen als *edf*-Datei vor. Diese können mittels python und der Library *edfrd* ausgelesen werden. Jedoch sind die Einträge des jeweiligen Signals ohne einen Zeitwert abgespeichert. Es muss nun aufgrund der Abtastrate in Hz die Zeit manuell berechnet werden. Mittels der Funktion *find_peaks* aus *scipy.peak* können die Peaks des Lichtsensors am PSG-System ermittelt werden (siehe Abb. ??). Da eine Messung mit 2 Lichtblitzen beginnt und endet, kann nun der Start- und Endzeitpunkt einer Position ermittelt und die einzelnen Positionen können von einander unterschieden werden. Daraufhin können die 11 verfügbaren Signale einzeln ausgelesen werden. Pro Position wird nun jedes der Signale als *csv*-Datei im jeweiligen Ordner abgelegt. Die Daten der eSense-Earpods liegen getrennt in *AccData_\$.ID\$.csv* und *GyroData_\$.ID\$.csv* vor. Diese werden ausgelesen und zu der Datei *eSenseData.csv* zusammengeführt. Die Ornderstruktur kann der Abb. ?? entnommen werden und ist nun vollständig.

5.2.1 Synchronisation der Daten

Da es nicht garantiert ist, dass der Timer des PSG-Systems zuverlässig arbeitet, wird jeder Peak des Lichtsensors mit dem Lichtsignal der Smartphone-Daten verglichen. Der Abstand jedes einzelnen Peaks wird nun ermittelt und die durchschnittliche Distanz der Peaks wird ermittelt. In der Abbildung ?? ist der Vergleich eines Lichtblitzes von Smartphone (blau) und PSG-System (orange) im zeitlichen Verlauf (*time*). Da die Verschiebung des Timers des PSG-Systems während einer 7-minütigen Messung im Mittel bei 0.3s lag, wurde der Timer des PSG-Systems um die durchschnittliche Distanz der Peaks verschoben. Dies ist ausreichend, da die PSG-Daten in der Bachelorarbeit lediglich zum visuellen Vergleich dienen und in der Klassifikation nicht mit betrachtet werden. Die zeitliche Verschiebung wird nun in jede *csv*-Datei

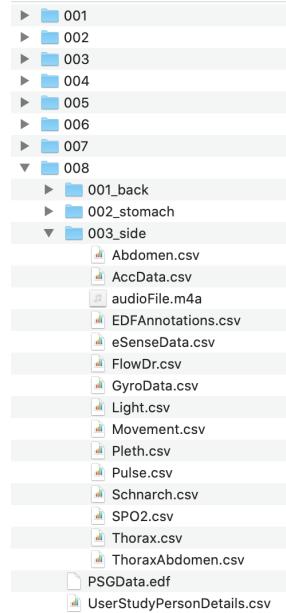


Abbildung 5.2: Ornderstruktur des Datensatzes

eingearbeitet mit der Zeile `new_time`. In Abbildung ?? ist klar zu erkennen, dass der neue Zeitwert (`new_time`) des PSG-Signals (orange) direkt über dem Zeitwert des Smartphonesignals (blau) liegt, was an den Lichtpeaks zu erkennen ist. Nun ist garantiert, dass die Lichtsignale von PSG-System und dem Smartphone annähernd synchron sind. Die Daten sind nun bereit zur Analyse.

5.3 Verarbeitungspipeline zur Klassifikation

Zur Klassifizierung der Daten müssen nun Features berechnet werden. Pro Position wurden nun alle Werte in Fenster gepackt mit einer Größe von 5s, beziehungsweise 10s mit einer Verschiebung von 1s. Da die Messergebnisse der eSense Earpods per BLE an das Smartphone gesendet wurden und dort keine Uhrzeit mitgegeben wurde, liegen die einzelnen Messergebnisse nicht im Abstand von exakt 50Hz vor. Aufgrund dessen wurden Fenster manuell anhand des Zeitwertes zusammengefügt. Anschließend wurden mittels des Moduls `tsfresh` Features berechnet und es entstand eine Datei `df$patient_id$$_position_id$$_feature.csv`.

Da nun die Features für eine Fenstergröße von 5s und 10s mit der Verschiebung von 1s pro Fenster vorliegen, kann mit der Klassifikation begonnen werden.

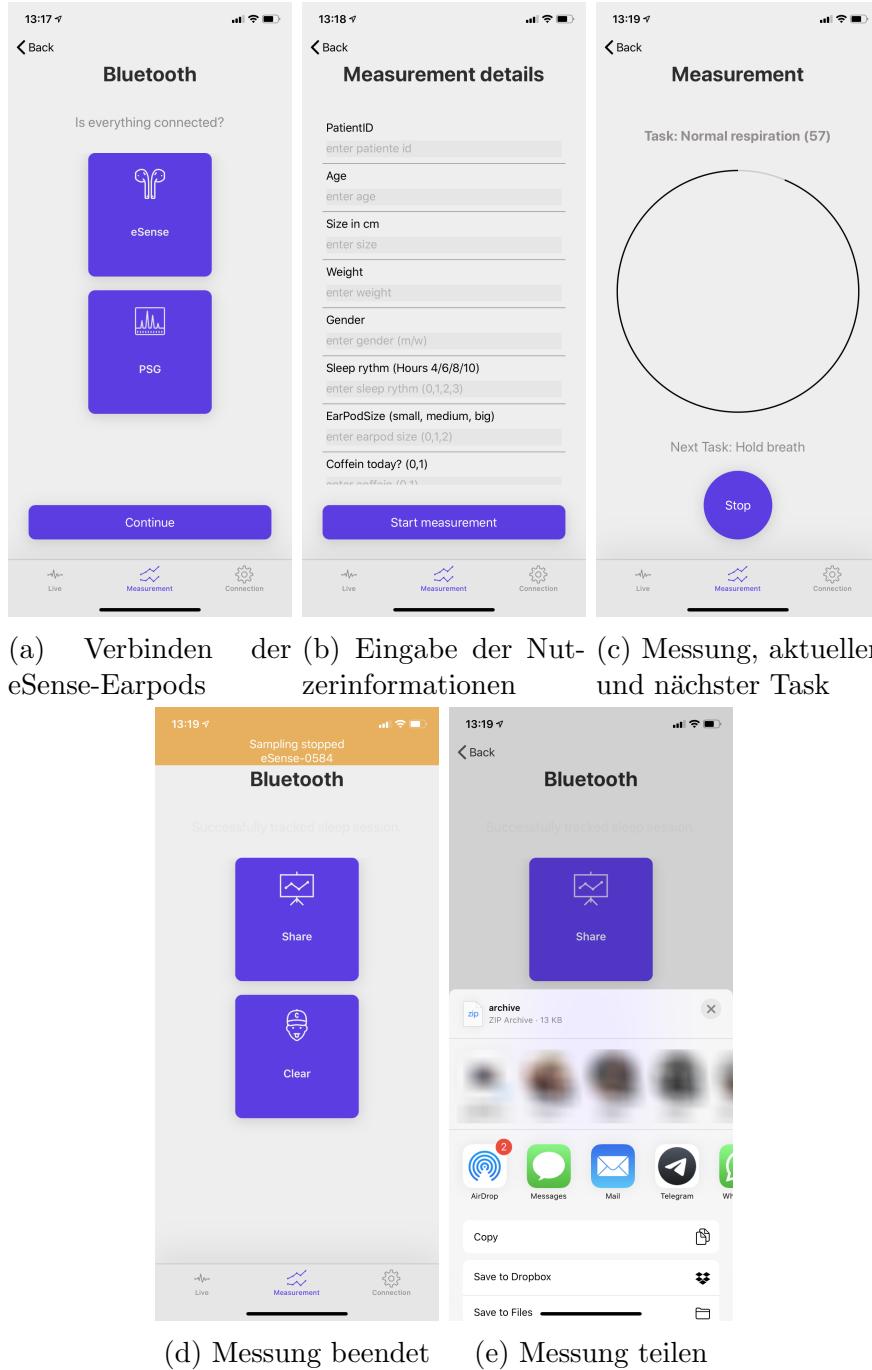
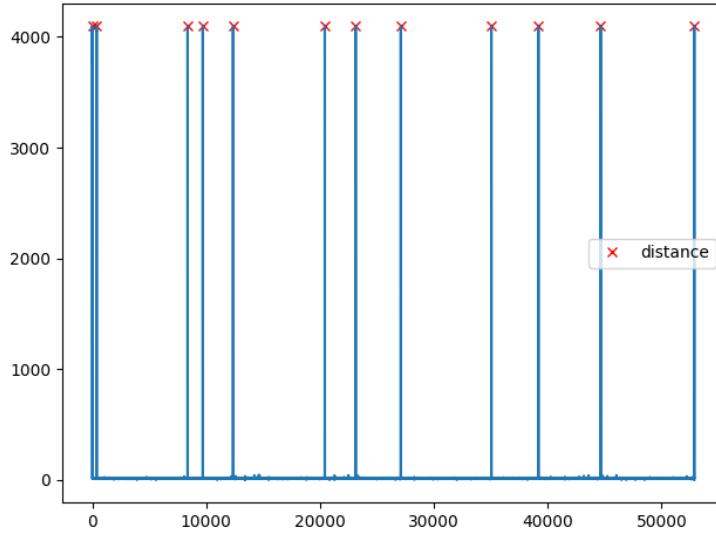
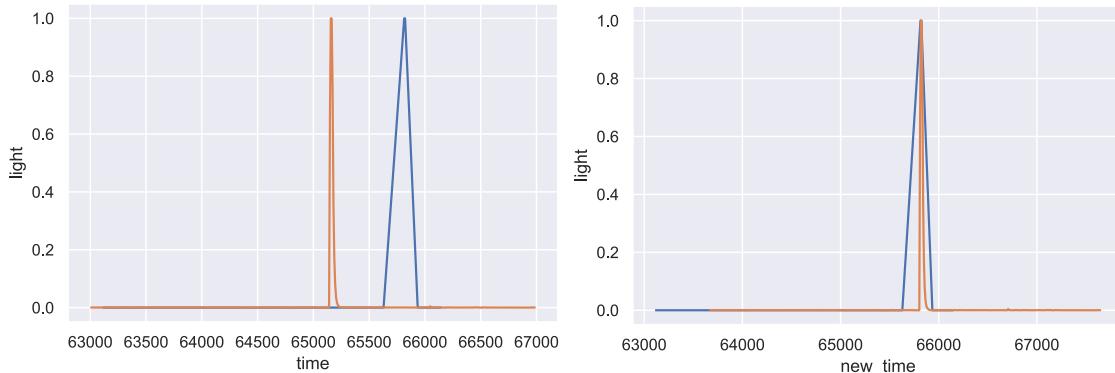


Abbildung 5.3: Verlauf einer Messung mit der App



(a) Peaks des Lichtsignals vom PSG-Gerät. Somit können die PSG-Daten und die Daten, gesammelt von den eSense Earpods zeitlich synchronisiert werden. Der Ablauf der Lichtpeaks ist identisch zum Ablauf der Nutzerstudie (siehe Abb. ??) **TODO:** bessere grafik und zudem noch dass man alle peaks von der edf sieht und die doppelten signale erkennt, eventuell breitere grafik



(b) Zeitlicher Lichtpeakvergleich vor der Synchronisation. Das Lichtsignal des PSG-Geräts (orange) ist weniger als 1s vom Signal Systems (blau) entfernt. **TODO:** he über den Lichtpeaks der eSense Earpods modify time value

(c) Zeitlicher Lichtpeakvergleich nach der Synchronisation. Das Lichtsignal des PSG-Geräts (orange) ist nun zeitlich sehr nahe der eSense Earpods (blau) entfernt. **TODO:** (blau)

6. Evaluation

6.1 Vergleich verschiedener Klassifikationsverfahren

- SVM
- Random Forest
- XGBoost

Was bieten die verfahren, wie macht das sinn, dass sinnvolle ergebnisse herauskommen...

Welche Vor- und Nachteile können diese Verfahren bieten?

6.2 Gibt es passende Features?

- tsfresh verwendet
- es hat sich ein pool an resultaten herausgezeichnet, war oft n
 - gyroZ partial autocorrelation
 - gytoX fft coefficient
 - gyroX agg autocorrelation
 - accY autocorrelation
 - gyroY change quantiles
 - gyroZ fft coefficient

6.3 Ablauf der Evaluierung

Im Kapitel ?? wurde beschrieben, wie die Features berechnet und persistiert wurden.

- in welche windows wird das ganze aufgeteilt? 5 sec, 10sec?
- welche zeitschlüsse werden gelabelt, welche nicht?
 - jeder wert in den 5-10 sec windows ist gelabelt, ab wann wird window gelabelt? 50%, 90%?
 - sollen windows weggelassen werden, bei denen das verhältnis zwischen 10 und 90% ist? damit die Übergänge nicht die ergebnisse verfälschen?
WIR SAGEN NEIN, SONST KANN DANACH NICHT VERWENDET WERDEN

ok, jz sind die features der daten persistiert, jz wird klassifiziert

für jede classification

- Leave one Subject out, dann Mittelwert von jedem, was rausgelassen wurde
- leave one Subject out, jedoch von jeder Position einzeln, dann Mittelwert von jedem loso.

6.3.1 Ergebnisse

TODO: plots hier rein

6.4 Erkenntnisse

TODO: ich habe gelernt

- auswertungsdaten: Auf dem rücken liegende ddaten sind am vielversprechendsten
- die atempausen können einigermaßen klassifiziert werden
- rauschen entfernen bringt nix vermutlich wegen tsfresh, da es das schon macht, also es kommen
-

gibt earables, die blutsauerstoff und puls mittracken können plus grafik telegramm tobi

7. Zusammenfassung und Future Work

CONCLUSION: was soll hier stehen?

FUTURE WORK: was kann in zukunft gemacht werden?

- betrachtung vorheriger und anschließender windows
- puls und spo2 mit in betracht ziehen
- sound, welcher mit aufgezeichnet wurde, kann ebenfalls mit in die Verarbeitung mit einfließen, eventuell kann die Atmung herausgefiltert werden, oder jedoch die stille... wenn partner daneben schläft, is halt nicht gut, deswegen sollte der wert dann nur zur verifikation der daten mit einfließen, keinen entscheidenden hinweis liefern
- zusatzinformation der Nutzer mit einfließen lassen, weil wenn jmd n hohen BMI hat, dann kann das schon entscheidend sein, weil er ja mit hoher wslkeit tiefer atmet... das kann man dann schon genauer erkennen dann...

