

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 – 01/02/2020

Inhaltsverzeichnis

1	Introduction	1
2	Basics & Related Work	3
2.1	Schlafmedizin	3
2.2	Klassifizierung von Schlafstörungen	4
2.2.1	Zentrales Schlafapnoe	4
2.3	Forschung von Klassifikation anhand von IMU-Daten	5
2.3.1	Accelerometer am Brustkorb	5
2.3.2	Google Glass Brille zur Detektion direkt am Kopf	6
2.3.2.1	Pulssignal	7
2.3.2.2	Atemsignal	8
2.3.3	Überwachung von Puls und Atmung mittels eSense-Earpods .	9
3	Schlafanalyse	11
3.1	Earable Plattform	11
3.1.1	Was wird aufgezeichnet?	11
3.1.2	Datenexport	12
3.2	Polysomnographie-Systeme	12
3.2.1	Datenexport	13
3.3	Kamera	13
3.4	Datensynchronisation	13
3.5	Zusatzinformationen der Nutzer	13
3.6	Maschinelle Lernverfahren	14
3.6.1	Datenaufbreitung für Klassifikation	14
4	Design	15
4.1	Studienplanung	15
4.2	Studienablauf	15
5	Implementierung	17
5.1	App	17
5.1.1	Plattform	17
5.1.2	Messungsablauf	18
5.1.3	Messung	18
5.2	Anbindung an Auswertungspipeline	19
5.2.1	Synchronisation der Daten	19
5.3	Verarbeitungspipeline zur Klassifikation	19
6	Evaluation	21

6.1	Vergleich verschiedener Klassifikationsverfahren	21
6.2	Gibt es passende Features?	21
6.3	Was kann bei respiratorischen Ereignissen klassifiziert werden, was nicht?	21
7	Zusammenfassung und Future Work	23
Literatur		25

1. Introduction

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

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 [1]. 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 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 2.1). Hierbei werden die Schlafstadien in *Wachphase (w)*, *Einschlafen (N1)*, *leichten Schlaf (N2)*, *Tiefschlaf (N3)* und *Rapid-Eye-Movement-Schlaf (REM)* unterteilt.

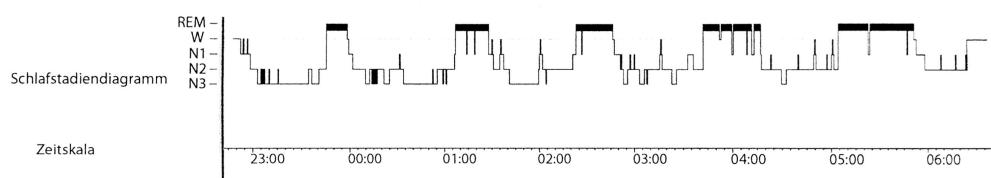


Abbildung 2.1: Beispielaufzeichnung, dargestellt in einem Hypnogramm [5]

Im Schlaflabor werden zudem auch Untersuchungen der Müdigkeit, der Tagesschläfrigkeit und der Aufmerksamkeit vorgenommen [1].

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 [5]. Aufgrund dieser Annahme wurden Klassifikatoren für Schlafstörungen entwickelt.

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

Diese Gliederung orientiert sich an der *ICSD-3* [5].

Diese Bachelorarbeit fokussiert sich darauf, ein zentrales Schlafapnoe zu klassifizieren. **TODO: zu welchem der 7 gehört schlafapnoe** Schlafapnoe wird in obstruktives und zentrales Apnoe unterschieden. 20% aller Erwachsenen haben 5 oder mehr obstruktive Ereignisse pro Schlafstunde [1]. 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

TODO: hier sind die Sätze zusammengewürfelt, Verbesserung! Beim zentralen Apnoe steht der Luftfluss trotz offener Atemwege für mind. 10s still. Dies kann vollständig (zentrales Apnoe), oder partiell (zentrales Hypopnoe) erfolgen. Ab einer Anzahl von 5 Apnoeeignissen wird zentrales Apnoe diagnostiziert. Die Ursache bei zentralem Apnoe basiert internistischer oder neurologischer Grundlage. Durch eine chronische Herzinsuffizienz, durch eine verlängerte Kreislaufzeit und eine zentralnervöse Verstellung der sogenannten Apnoeschwelle kann zu dem typischen an- und abschwelligen Mustern eines zentralen Apnoes führen. Der CO_2 Gehalt im Blut wird als Apnoeschwelle bezeichnet. Die Symptome von zentralem Apnoe sind am Tag 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 kann zentrales Apnoe, ebenso wie obstruktives Apnoe an Atemaussetzern, häufig beobachtet vom Partner des Patienten, erkannt werden. 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.

2.3 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 ersetzt werden durch einen bequemen Test. Ein 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.

2.3.1 Accelerometer am Brustkorb

Bereits 2018 gab es Forschung in diesem Bereich, womit sich *Phan Duy Hung* damit befasst hat, einen Accelerometer an den Brustkorb zu fixieren [3]. 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. 2.2).

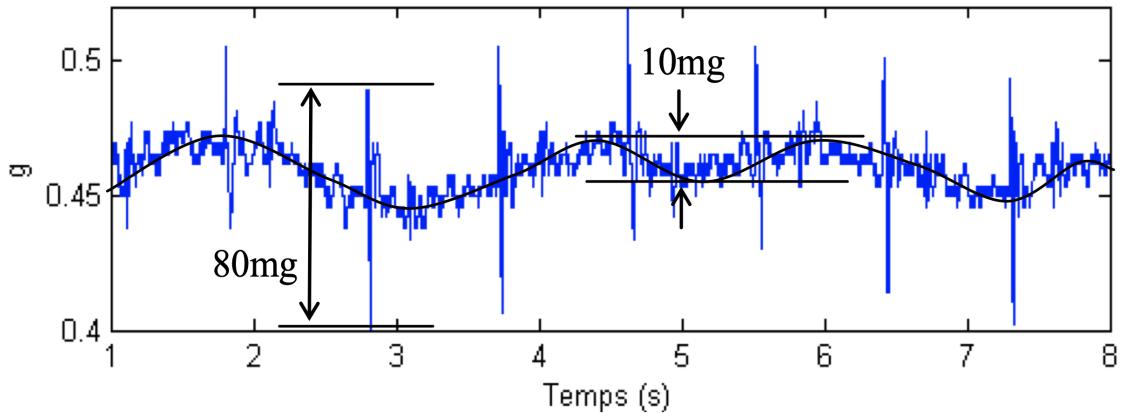


Abbildung 2.2: Rohdaten des Accelerometers in [3]

Hierbei wurde ein Bandpassfilter mit adaptiver Anpassung verwendet, um den SNR (*signal-noise-ratio*) zu optimieren. Der Puls wurde ermittelt, indem Peaks (Max: *V*-Peak, Min: *R*-Peak) gefunden und als Herzschlag interpretiert wurden. Bei der Atmung musste Signalrauschen, z.B von der Reibung des T-Shirts und Haut, herausgefiltert werden. Es wurden 3 Features anhand der Amplitude über die Zeit berechnet.

Das erste Feature ist die *Spektralverhältnis (spectral ratio)*. Hier wird ein Leistungs-spektrum einminütigem Segments vom HR-Signal geschätzt. Der Frequenzbreich 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

$$x(n) = a_1x(n - 1) + a_2x(n - 2) + e(n)$$

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.

2.3.2 Google Glass Brille zur Detektion direkt am Kopf

TODO: optimize title 2015 wurde erforscht, durch Informationen des Google Glass Puls und Atemsignal zu ermitteln [2]. 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. Das Google Glass wurde nicht entwickelt, um physiologische Daten zu sammeln, kann

jedoch dafür verwendet werden, da alle nötigen Sensoren (Accelerometer, Gyroscope und Kamera) vorhanden sind. Die Resultate zeigen 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) der Atmung bei der Betrachtung verschiedener Beobachtungsfenster und Kombinationen der Sensoren. Die Herausforderung lag zudem

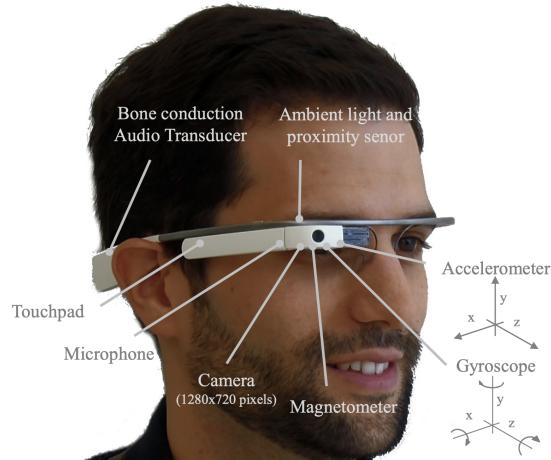


Abbildung 2.3: Google Glass Sensordaten [2]

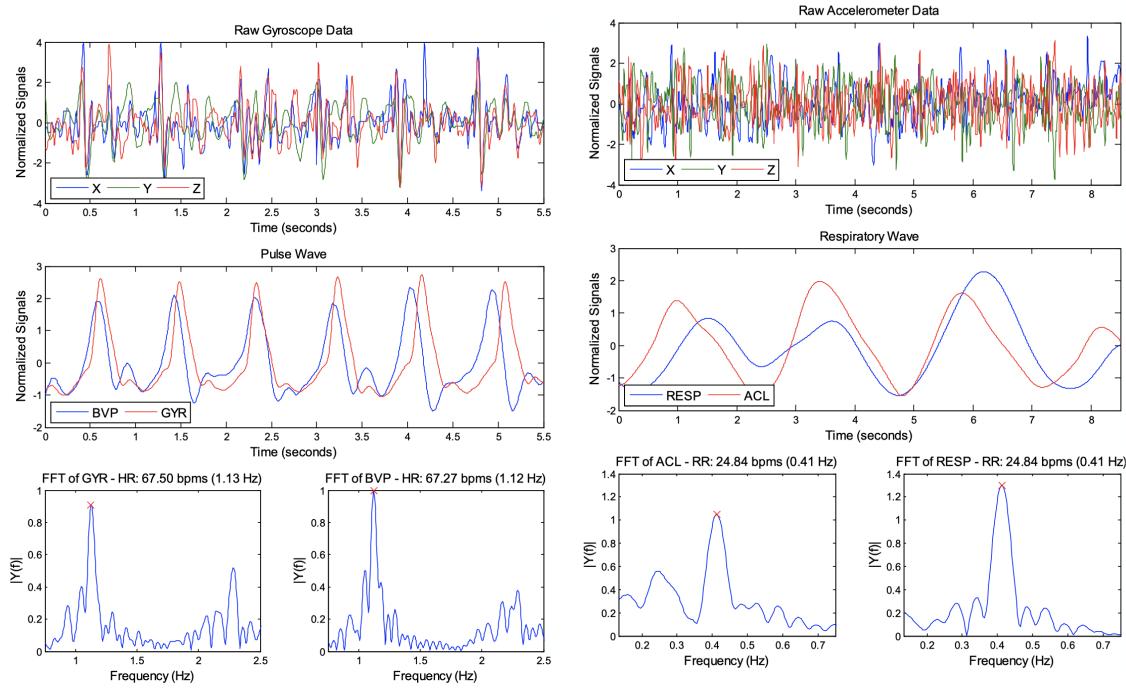
daran, stromsparende Echtzeitberechnungen mit Algorithmen zu entwickeln, womit physiologische Parameter extrahiert werden. Der Nutzer soll das Gerät schließlich für den Alltag normal weiterbenutzen können. Es wurden 2 Techniken entwickelt, eine zur Ermittlung des Pulssignals und die andere für das Atemsignal.

2.3.2.1 Pulssignal

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

- A moving average window of 3 samples was subtracted from each dimension of the vector, allowing the removal of signal shifts and trends.
- A band-pass Butterworth filter of order 4 with cut-off frequencies of 10 and 13 Hz was applied to each dimension to isolate BCG changes.
- Finally, a band-pass Butterworth filter of order 2 with cut-off frequencies of 0.75 and 2.5 Hz (corresponding to 45 and 150 beats per minute) was applied, yielding the final pulse wave.

Die Abbildung 2.4a zeigt ein Signal des Herzschlags, gesammelt von den Informationen der Gyroskopdaten. Diese Daten wurden von dem Google Glass aufgezeichnet, während der Person auf dem Rücken lag. Der obige Graph zeigt ein 3-Achsen Gyroskop-Signal über eine Dauer von 5.5 Sekunden. Der mittlere Graph zeigt die Schätzung des Herzschlags, nachdem die vorgestellten Methoden angewandt wurden (rot), die des Referenzsignals (blau). Ebenfalls ist gut zu erkennen, dass die Schätzung sehr nahe an den Referenzsignalen ist.



(a) Example of an estimated pulse wave from gyroscope data (red) and the ground truth blood volume pulse signal (blue). Bottom graphs show the Fourier Spectrum of each signal. (FFT: Fourier Spectrum, GYR: Gyroscope, BVP: Blood Volume Pulse, HR: Heart Rate, bpm: beats per minute)

(b) Example of an estimated respiratory wave from accelerometer data (blue) and the ground truth respiration signal (red). Bottom graphs show the Fourier Spectrum of each signal. (FFT: Fourier Spectrum, ACL: accelerometer, RESP: Respiration from chest band, RR: respiration rate, bpm: breaths per minute)

Abbildung 2.4: Herzrate- und Atemfrequenzanalyse

2.3.2.2 Atemsignal

TODO: Atemsignal

In order to estimate the respiratory wave from data of a specific sensor (same to what we used for pulse wave), we performed the following steps independently for each sensor modality: (i) An averaging filter was applied to each of the components. The window length was set to be the duration of a respiration cycle at a maximum breathing rate (45 breaths per minute in our case). (ii) A band-pass Butterworth filter of order 4 with cut-off frequencies of 0.13 and 0.75 Hz (corresponding to 8 and 45 breaths per minute) was applied to each dimension. (iii) Since different dimensions of the sensor reading (e.g., X and Y axis of accelerometer) may change in different directions depending on the body position, we applied Principal Component Analysis to reduce this influence. We then computed the Fast Fourier Transform of each principal component and selected the most periodic signal, where periodicity of the signal was estimated by computing the maximum magnitude observed within the operational frequency range. Die Abbildung 2.4b 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.

2.3.3 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 [4]. Dies gelang etwas genauer, als das Monitoring von *J. Hernandez* mit dem Google Glass [2] 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.

3. Schlafanalyse

3.1 Earable Plattform

Zur Erfassung der Daten werden eSense-Earpods der Firma “Nokia Bell Labs Cambridge” verwendet. Es ist ein Mikrofon und Lautsprecher verbaut, welche beide über Bluetooth angebunden werden können. Des weiteren ist das für diese Bachelorarbeit interessanteste Element, eine 6-Achsen IMU (Inertial Motion Unit) enthalten. 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 Messrate dieser Sensoren ist variabel einstellbar, wurde im folgenden auf 50Hz festgelegt.

TODO: Beschreibe noch die Filter, die auf die Daten angewandt werden per Default... steht in der Doku des eSense Kopfhörers

TODO: import picture of esense earpods

TODO: soll ich hier schreiben, dass die Kopfhörer noch nicht im Handel sind?

TODO: Welche Vor-/Nachteile gibt es diese zu nutzen? Was soll auf genommen werden?

3.1.1 Was wird aufgezeichnet?

Zu vollständigen Aufzeichnung eines Datensatzes werden die IMU-Daten, welche via BLE auf das Smartphone übertragen werden, in einer Datenbank abgespeichert. Insgesamt werden hierbei pro empfangene Dateneinheit 6 Wertepersistiert, die x , y und z Richtung vom Beschleunigungssensor, bzw vom Gyroskop. 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 3.5) 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 *m/a*-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. Ein solches System zeichnet Messungen für physiologische Funktionen des Körpers während des Schlafs auf und kann somit mögliche Schlafstörungen diagnostizieren. Es werden kontinuierlich verschiedene Körperfunktionen überwacht, wodurch nach einer Messung ein umfangreiches und individuelles Schlafprofil erstellt werden kann.

Das Polysomnographie-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**

TODO: erkläre, wie man das PSG-System konfigurieren kann, dass es ein programm gibt, wo man eine Montage definieren kann, was ich gewählt habe, warum

Im folgenden werden alle Sensoren aufgelistet, welche für die Studie aufgezeichnet wurden. Die nicht persistierten Daten werden im folgenden ignoriert.

TODO: übersetze tabelle und erkläre, was die sachen sind, wo sie genau gemessen werden, Licht dient als referenz

- **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: describe**
- **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 Software „**TODO: inser Name of 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

TODO: describe the camera usage

3.4 Datensynchronisation

TODO: Beschreibe, wie die Daten synchron abgestimmt wurden Um sicherzugehen, dass das PSG-System, sowie die Daten der eSense-Earpods zeitlich exakt übereinstimmt, wurden mit der App kurze Lichtblitze gesendet (20ms). Durch einen 3D-Drucker wurde eine Vorrichtung angefertigt, welche das Smartphone auf das PSG-System platziert, sodass die Lichtblitze direkt auf den Lichtsensor zeigen. **TODO: insert pic from 3D-Printing** Die Lichtblitze lösen nach jeder Aktionsänderung aus, die der Studienteilnehmer erhält. Den genauen Ablauf der Lichtblitze kann man dem Kapitel ?? entnehmen. Die Lichtblitze der Messung können nun mit den Lichtblitzen der eSense-Daten synchronisiert werden (siehe ?? **TODO: insert ref**).

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 Earpoadaufsatzt, die Matratzenart, sowie Maße des Ohrs.

TODO: Beschreibe, welche Daten aufgezeichnet wurden, jedoch mit beschreiben, dass sie nur da sind, falls was erkannt und bestätigt werden sollte, wie z.B dass jmd krasser geatmet hat weil er dick ist, oder so...

3.6 Maschinelle Lernverfahren

- Welche maschinellen Lernverfahren kommen in Frage?
- Welche Vor- und Nachteile können diese Verfahren bieten?
- Wie müssen Daten aufbereitet werden?

Klassifikation der Daten

- Random Forest
- SVM

Was bieten die beiden Verfahren, wie macht das Sinn, dass sinnvolle Ergebnisse herauskommen...

3.6.1 Datenaufbreitung für Klassifikation

5 sec Zeitschlüsse, welche immer um 1 sec verschoben sind
feature extractor tsfresh auf 5 sec Zeitintervall angewandt...

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 4.1, 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 4.2 zu sehen ist.

4.2 Studienablauf

Dieser Ablauf (siehe Abb. 4.2) wurde nun pro Studienteilnehmer jeweils bei den 3 Positionen durchgeführt, womit alle Schlaflagen abgedeckt wären. Zu Beginn der

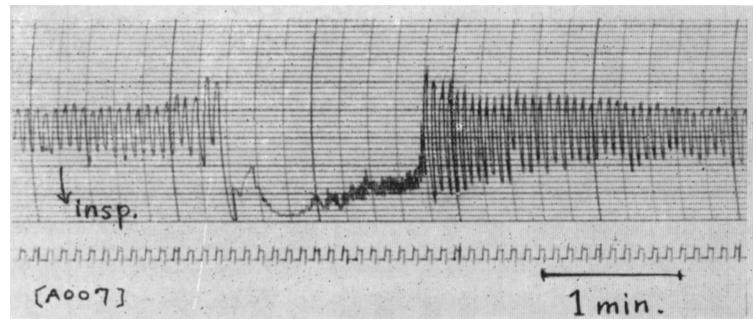


Abbildung 4.1: Regenerationsphase nach Luft anhalten [6].

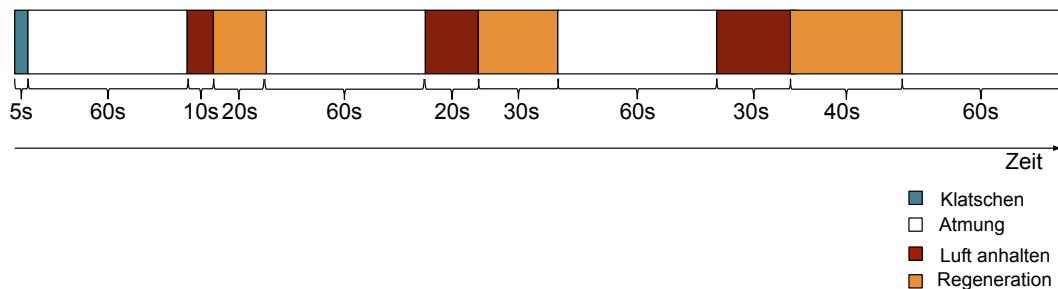


Abbildung 4.2: Ablauf der Studie mit einer Position

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 3.2 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 ?? **TODO: linkREF**

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. Folgende Frameworks sind in der App eingebunden worden:
TODO: insert table of frameworks with description

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 5.1))

Die App ist in 3 Sektionen aufgeteilt, einer *Chartansicht*, einer *Messungsansicht*, sowie einer *Einstellungsansicht*. (Abb. 5.3 Tabbar) Im weiteren wird nur die *Messungsansicht* genauer erläutert, da die anderen Ansichten im Rahmen der Bachelorarbeit nicht relevant sind.

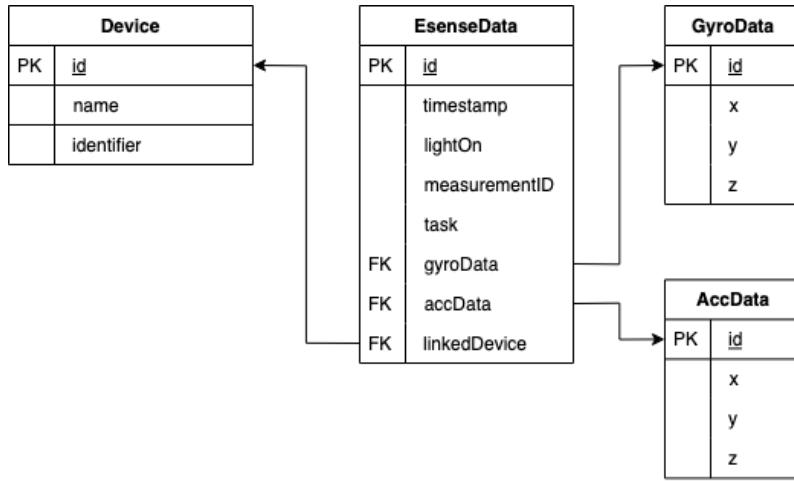


Abbildung 5.1: ER-Diagramm der App-Datenbank TODO: higher resolution

5.1.2 Messungsablauf

Mit der Messungsansicht soll eine komplette Messung durchgeführt werden. Der *MeasurementFlow* wird gestartet und die erste *View* (Abb. 5.3a) wird geöffnet. Nach der erfolgreichen Verbindung mit den eSense-Earpods erfolgt eine Weiterleitung zur nächsten *View* (Abb. 5.3b) 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. 5.3c). Der Timer zeigt den aktuellen, sowie den nächsten *Task* an, sowie die Restzeit des aktuellen Tasks. Der genaue Ablauf der einzelnen Timer ist in Kapitel ?? TODO: Add ref detailliert beschrieben. Nach dem Ablauf des letzten Timers wird eine View geöffnet, welche die Möglichkeit zum Teilen der aktuellen Messung bietet (Abb. 5.3d, 5.3e). 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 Studienteilnehmer persistiert 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` (siehe **TODO: verlinke zu tools**) ausgelesen werden. Mittels der Funktion `find_peaks` aus `scipy.peak` können die Peaks des Lichtsensors ermittelt werden. Da eine Messung mit 2 Lichtblitzen beginnt und endet, kann nun der Start- und Endzeitpunkt einer Position ermittelt und in die 11 verfügbaren Signale 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 zusammengeführt. Die Ornderstruktur kann der Abb. 5.2 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. Es wird ein Mittelwert aller Differenzen gebildet und das PSG-Signal wird um diesen verschoben. Nun ist garantiert, dass die Lichtsignale von PSG-System und dem Smartphone synchron sind. Die Daten sind nun bereit zur Analyse

5.3 Verarbeitungspipeline zur Klassifikation

Wie werden Daten aufgeteilt, wie wird trainiert? **TODO: Fill section**

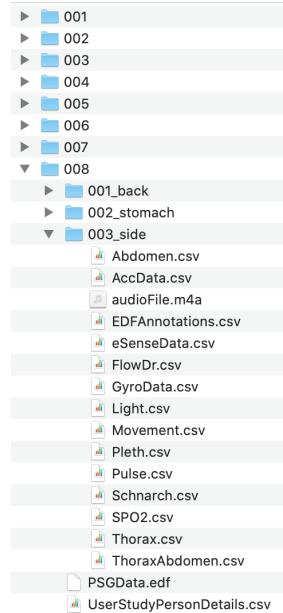


Abbildung 5.2: Ornderstruktur des Datensatzes

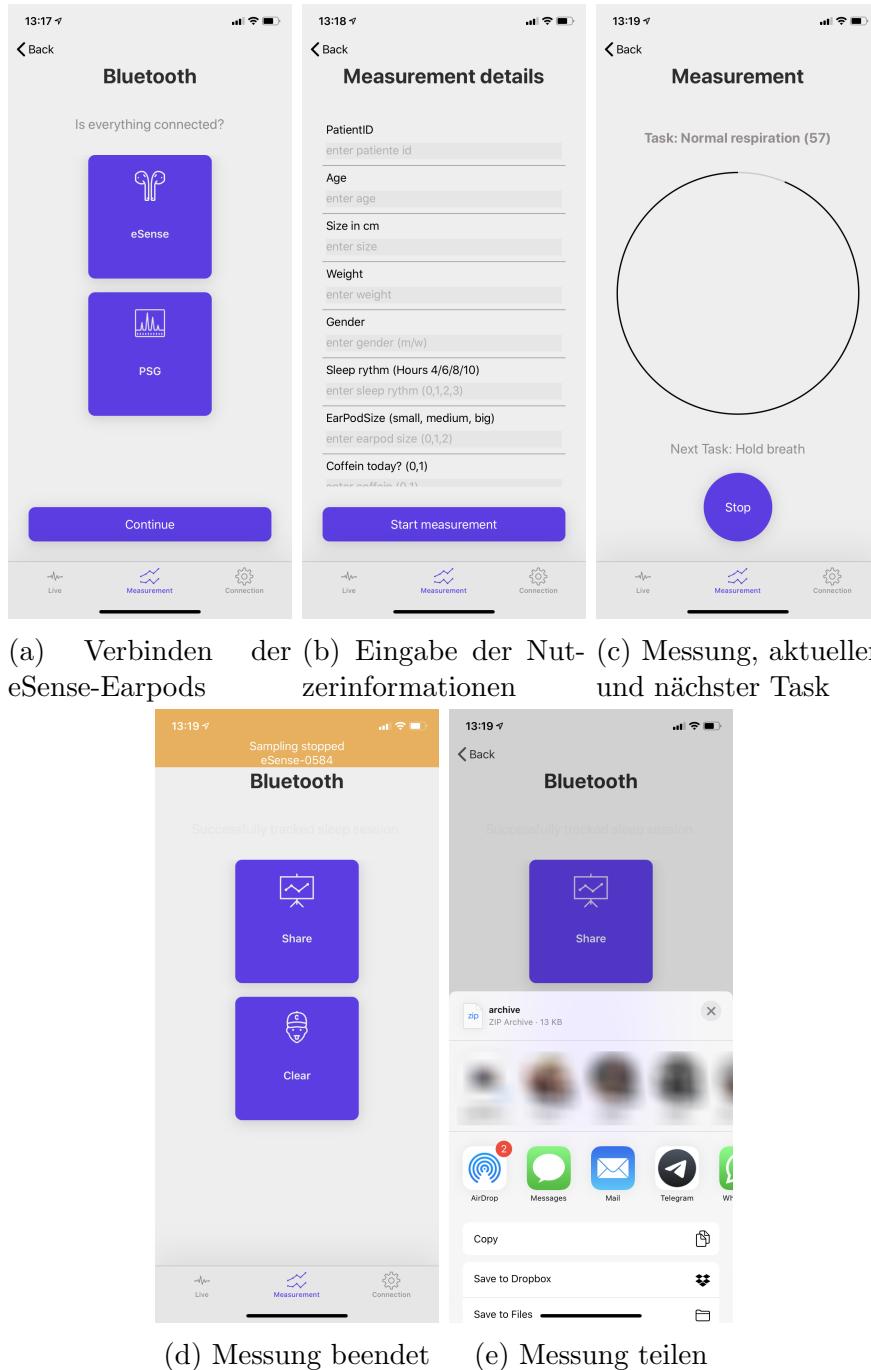


Abbildung 5.3: Verlauf einer Messung mit der App

6. Evaluation

- 6.1 Vergleich verschiedener Klassifikationsverfahren**
- 6.2 Gibt es passende Features?**
- 6.3 Was kann bei respiratorischen Ereignissen klassifiziert werden, was nicht?**

7. Zusammenfassung und Future Work

Literatur

- [1] Tatjana Crönlein, Wolfgang Galetke und Peter Young. *Schlafmedizin 1x1: Praxisorientiertes Basiswissen*. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2017. ISBN: 978-3-662-49788-3. DOI: 10.1007/978-3-662-49789-0. URL: <https://www.springer.com/de/book/9783662497883> (besucht am 31.01.2020).
- [2] J Hernandez u. a. „Cardiac and Respiratory Parameter Estimation Using Head-mounted Motion-sensitive Sensors“. In: (), S. 10.
- [3] Phan Duy Hung. „Central Sleep Apnea Detection Using an Accelerometer“. In: *Proceedings of the 2018 International Conference on Control and Computer Vision - ICCCCV '18*. the 2018 International Conference. Singapore, Singapore: ACM Press, 2018, S. 106–111. ISBN: 978-1-4503-6470-6. DOI: 10.1145/3232651.3232660. URL: <http://dl.acm.org/citation.cfm?doid=3232651.3232660> (besucht am 04.02.2020).
- [4] Tobias Röddiger u. a. „Towards Respiration Rate Monitoring Using an In-Ear Headphone Inertial Measurement Unit“. In: *Proceedings of the 1st International Workshop on Earable Computing*. UbiComp '19: The 2019 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing. London United Kingdom: ACM, 9. Sep. 2019, S. 48–53. ISBN: 978-1-4503-6902-2. DOI: 10.1145/3345615.3361130. URL: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3345615.3361130> (besucht am 24.02.2020).
- [5] Boris Stuck u. a. *Praxis der Schlafmedizin: Diagnostik, Differenzialdiagnostik und Therapie bei Erwachsenen und Kindern*. 3. Aufl. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2018. ISBN: 978-3-662-54382-5. DOI: 10.1007/978-3-662-54383-2. URL: <https://www.springer.com/de/book/9783662543825> (besucht am 31.01.2020).
- [6] Chieko Sasaki Syoiti Kobayasi. „Breaking point of breath holding and tolerance time in rebreathing“. In: (25. Apr. 1966). URL: https://www.jstage.jst.go.jp/article/jjphysiol1950/17/1/17_1_43/_pdf (besucht am 21.01.2020).

