

Bachelorarbeit

**Vergleich von Hauptkomponentenanalyse,
Kalman-Filter und Madgwick-Filter zur
Atmungsschätzung auf Basis von
MARG-Sensoren**

erstellt von
Philipp Rosin
Matrikel: 338584

Hochschullehrer: Prof. Dr.-Ing. R. Orglmeister, TU Berlin
Betreuer: M.Sc Michael Klum, TU Berlin

Inhaltsverzeichnis

Abkürzungen	iii
Abstract-Kurzfassung	1
1 Einleitung	3
1.1 Motivation	3
1.2 Stand der Technik	4
1.3 Ausgangsdatensatz	5
1.4 Medizinische Grundlagen	7
1.4.1 Bauchatmung	7
1.4.2 Brustatmung	8
2 Mathematische Grundlagen	9
2.1 Orientierung	9
2.1.1 Roll-, Nick-, Gierwinkel-Konvention	9
2.1.2 Quaternionen-Darstellung	10
2.2 Madgwick-Filter	11
2.2.1 Orientierung aus Winkelrate	12
2.2.2 Orientierung aus homogenen Feldern	12
2.2.3 Filter-Fusion	15
2.2.4 Madgwick-Filter Flussdiagramm	17
2.3 Kalman-Filter	18
2.3.1 Vorhersage des Zustands	18
2.3.2 Kalman Gain	19
2.3.3 Korrektur mit Accelerometer	19
2.3.4 Korrektur mit Accelerometer und Magnetometer	20
2.3.5 Kalman-Ausgang aus Vorhersage und gemessener Wert	21
2.3.6 Fehler des geschätzten Wertes	21
2.3.7 Kalman Flussdiagramm	22
2.4 Hauptkomponentenanalyse	23
2.5 Statistische Auswertung	23
2.5.1 Pearson-Korrelationskoeffizient	23
2.5.2 Bland-Altman-Diagramm	24
2.5.3 Mittlerer Fehler	25
2.5.4 Mittlerer absoluter Fehler	25

2.5.5	Normalisierter mittlerer quadratischer Fehler	25
3	Implementierung	27
3.1	Signalpfad	27
3.1.1	Signalvorbereitung	27
3.1.2	Implementierung Madgwick-Filter	28
3.1.3	Implementierung Kalman-Filter	28
3.1.4	Ableiten der absoluten Orientierungen aus Madgwick-Filter und Kalman-Filter	29
3.1.5	PCA nach Madgwick-Filter und Kalman-Filter	29
3.1.6	Implementierung Hauptkomponentenanalyse	30
3.1.7	Signal-Nachbereitung	31
3.2	Ausgänge und Ergebnis-Structs	31
3.2.1	Ausgänge	31
3.2.2	Ergebnis-Structs	32
4	Ergebnisse	33
4.1	Direkter Vergleich der Signale	33
4.1.1	Korrelationskoeffizient	34
4.1.2	Betrag des Korrelationskoeffizienten	37
4.2	Vergleich der Atemraten	40
4.2.1	Atemraten-Erkennung	40
4.2.2	Bland-Altman-Diagramm	40
4.2.3	Mittlerer Fehler	42
4.2.4	Mittlerer absoluter Fehler	45
4.2.5	Normalisierter mittlerer quadratischer Fehler	48
5	Zusammenfassung der Ergebnisse	51
5.1	Kalman-Filter	51
5.2	Madgwick-Filter	52
5.3	Hauptkomponentenanalyse	52
5.4	Vergleich von Lagen und Atemphasen	53
6	Diskussion	55
7	Aussicht	57
	Abbildungsverzeichnis	59
	Tabellenverzeichnis	61
	Literatur	63

Abkürzungen und Bezeichnungen

ACC	Beschleunigungssensor [<i>Accelerometer</i>]
CC	Pearson-Korrelationskoeffizient [<i>CorrelationCoefficient</i>]
Est	Geschätztes Signal [<i>EstimatedSignal</i>]
FFT	Schnelle Fourier-Transformation [<i>FastFourierTransformation</i>]
GYRO	Kippwinkelsensor [<i>Gyroskop</i>]
IMU	inertiale Messeinheit [<i>InertialMeasurementUnit</i>]
MAE	Mittlerer absoluter Fehler [<i>MeanAbsoluteError</i>]
MAG	Magnetometer
MARG	Magnetfeld, Kippwinkel und Beschleunigung [<i>Magnetic, AngularRate, Gravity</i>]
ME	Mittlerer Fehler [<i>MeanError</i>]

Inhaltsverzeichnis

NMSE	Normalisierter mittlerer quadratischer Fehler [<i>NormalisedMeanSquaredError</i>]
PCA	Hauptkomponentenanalyse [<i>PrincipalComponentAnalysis</i>]
Ref	Referenzsignal

$ A $	Betrag von A
G	Graph
μ	Mittelwert
σ	Standardabweichung
∇	Nabla-Operator

Erklärung

Die selbständige und eigenständige Anfertigung versichert an Eides statt.

Berlin, den 3. Oktober 2019

Philipp Rosin

Danksagung

Ich danke Michael, welcher immer ein offenes Ohr für Fragen hatte und mir mit neuen Lösungsansätzen viel in der Signalverarbeitung und der Matlab-Programmierung beigebracht hat.

Anke und Ralf, deren bedingungslose Unterstützung mir diesen akademische Weg möglich gemacht hat.

Alex, Fabian und Dominik, die mir im Labor zur Seite standen.

Ole und Dominik, die ihre Zeit und Nerven gaben, um den Datensatz, der die Grundlage meiner und vieler anderer Arbeiten bildet, zu erweitern.

Abstract-Kurzfassung

In this work, the Madgwick filter, Kalman filter, and principal component analysis are examined for their accuracy in estimating respiratory curves. The filters are designed to extract the respiratory curve from various combinations of accelerometer, gyroscope and magnetometer data. For evaluation, the signals are then compared with the reference signal of a pneumotachometer. The Pearson correlation coefficient between the signal and the reference signal and the ME, the MAE and the NMSE of the respiratory rates is formed. The Kalman filter with a correction based on accelerometer data shows the largest linear correlation with the reference signal and the lowest error between the breathing rates. However, it shows strongly changing signs of the CC. The Madgwick filter has a more stable CC, yet achieves less precision. The principal component analysis gives only good results if the gyroscope data is taken into account.

In dieser Arbeit werden der Madgwick-Filter, der Kalman-Filter und die Hauptkomponentenanalyse auf ihre Präzision zur Schätzung von Atemkurven hin untersucht. Die Filter sollen die Atemkurve aus verschiedenen Kombinationen von Accelerometer-, Gyroskop- und Magnetometerdaten extrahieren. Zur Auswertung werden die Signale dann mit dem Referenzsignal eines Pneumotachometers verglichen. Es wird der Pearson-Korrelationskoeffizient zwischen Signal und Referenzsignal und der ME, der MAE und der NMSE der Atemraten gebildet.

Der Kalman-Filter mit einer Korrektur auf der Grundlage von Accelerometerdaten zeigt den größten linearen Zusammenhang mit dem Referenzsignal und den geringsten Fehler zwischen den Atemraten. Er zeigt jedoch stark wechselnde Vorzeichen des CC. Der Madgwick-Filter besitzt einen stabileren CC, erreicht dennoch weniger Präzision. Die Hauptkomponentenanalyse erbringt nur gute Ergebnisse, falls die Gyroskopdaten berücksichtigt werden.

1 Einleitung

1.1 Motivation

Im Jahr 2017 war mit 107.003 Fällen die Schlafapnoe mit Abstand die häufigste Schlafstörung in Deutschland [Bun17]. Diese Schlafapnoe kann bei den Betroffenen zu Herzrhythmusstörungen und sogar zur Herzinsuffizienz führen [BF03].

Bei schlafbezogenen Atmungsstörungen ist die kardiorespiratorische Polysomnographie die gängige Methode der Diagnostik [Kus+05]. Diese ist jedoch teuer und nur begrenzt verfügbar, da ambulant einsetzbare Geräte zur Atemüberwachung nicht die Polysomnographie in einem Schlaflabor ersetzen können [Hei+01]. Zusätzlich stören die Atemmaske des Pneumotachographen und die Gurte zur Messung thorakaler Atembewegungen die Polysomnographie und lassen somit keine repräsentative Überwachung des Schlafes zu.

Eine einfachere Methode zur Erkennung einer schlafbezogenen Atmungsstörung könnte die indirekte Atemüberwachung darstellen. Während die direkte Atemüberwachung wie bei einem Pneumotachographen eine sehr präzise Schätzung der Atemkurve ermöglicht, bringt diese Methode viele Einschränkungen mit sich, welche besonders bei ambulanten Anwendungen im Sportbereich oder bei der Schlafüberwachung hinderlich sind.

Eine indirekte Atemüberwachung durch eine Kombination von Sensoren einer inertialen Messeinheit durch die Fusion von Accelerometer-, Gyroskop- und Magnetometerdaten ist bereits untersucht worden [Yoo+14] [She+17].

Um Apnoen zu erkennen und die Atemrate überwachen zu können, muss auf Grundlage der Rohdaten der inertialen Messeinheit mit Hilfe mathematischer Modelle eine Atemkurve geschätzt werden. In dieser Arbeit werden der Madgwick-Filter, der Kalman-Filter und die Hauptkomponentenanalyse miteinander verglichen. Dabei wird genauer auf die Leistungsfähigkeit der Methoden bei unterschiedlichen Liegepositionen der Probanden, Atemfrequenzen und Sensorkombinationen eingegangen.

1.2 Stand der Technik

Eine alternative Methode zur Atemüberwachung ist die Bestimmung des Atemflusses aus Impedanzpneumographie-Signalen mit Hilfe von LSTM-Netzen. In der Masterarbeit von Alexandru-Nicolae Bunde [Bun19] wurde dies weiter untersucht und auch Atemraten geschätzt.

Der Kalman-Filter ist weit verbreitet bei der Orientierungsschätzung auf Grundlage der Sensordaten der inertialen Messeinheit und wird nicht nur zur Schätzung einer Atemkurve, sondern auch zur Erfassung der Geometriedaten von Wasserfahrzeugen [SEM18] oder zur Positionsbestimmung von Fahrzeugen [HDE] genutzt. Durch die geringe Anforderung an Rechenkapazität hat sich der Kalman-Filter als einer der wichtigsten vorhersagenden Filter für lineare stochastische Systeme etabliert. Bei der Atemüberwachung werden beim Kalman-Filter häufig die Gyroskopdaten zur Vorhersage und Accelerometer- und Magnetometerdaten [Guo+17] [Yoo+14] zur Korrektur verwandt.

Der Madgwick-Filter wurde 2011 von Sebastian O.H. Madgwick, Andrew J.L. Harrison und Ravi Vaidyanathan vorgestellt. Dieser wurde entwickelt, um aus MARG-Sensoren die absolute Orientierung zu ermitteln. Durch die Darstellung der Orientierung in Quaternionen [Hor87] verhindert der Madgwick-Filter den sogenannten gimbal lock, welcher bei der Darstellung in Eulerwinkeln auftritt. Damit verbessert der Madgwick-Filter seine Richtigkeit um 37,2% [Sar16].

Die Hauptkomponentenanalyse ist eine weit verbreitete Methode zur Dimensionsreduktion von Datensätzen [Jol11]. Die inertielle Messeinheit nimmt Daten in neun verschiedenen Achsen auf, alle drei Raumdimensionen bei jeweils Gyroskop, Accelerometer und Magnetometer. Die Informationen müssen dann auf ein zweidimensionales Atemsignal reduziert werden.

1.3 Ausgangsdatensatz

In einer Messstudie im Zuge einer weiteren Arbeit zur Entwicklung eines digitalen Stethoskops von David Martens [Mar18] wurden Daten von fünf Probanden erhoben. Dieser Datensatz bildet auch die Grundlage dieser Arbeit. Dabei werden von einer inertialen Messeinheit die Accelerometer-, Gyroskop-, Magnetometerdaten in allen drei Raumrichtungen aufgenommen. Als Referenz dient das Pneumotachometersignal. Die Sensoren messen dabei in unterschiedlichen Frequenzen:

Sensor	Abtaste
Accelerometer	1000Hz
Gyroskop	1000Hz
Magnetometer	100Hz
Pneumotachometer	10000Hz

Tabelle 1.1: Signale und deren Abtastraten

Die Signale werden bei jedem Probanden jeweils in Rückenlage [*supine*], Rechtsseitenlage [*lateral*] und Bauchlage [*prone*] aufgenommen. Alle Probanden durchlaufen in der Atmungssequenz vier verschiedene Atemphasen: spontanes Atmen, Atmung bei 6Bpm, Atmung bei 18Bpm und Atmung bei 36Bpm. Diese sind teilweise von Apnoen getrennt:

Zeitpunkt	supine	lateral	prone
00.00 - 00.30	Einschwingen	Einschwingen	Einschwingen
00.30 - 02.30	spontanes Atmen	spontanes Atmen	spontanes Atmen
02.30 - 02.45	Apnoe	Apnoe	Apnoe
02.45 - 03.45	spontanes Atmen	spontanes Atmen	spontanes Atmen
03.45 - 05.45	Atmung 6 bpm	Atmung 6 bpm	Atmung 6 bpm
05.45 - 07.45	Atmung 18 bpm	Atmung 18 bpm	Atmung 18 bpm
07.45 - 08.00	Apnoe	Apnoe	Apnoe
08.00 - 10.00	Atmung 36 bpm	Atmung 36 bpm	Atmung 36 bpm

Tabelle 1.2: Lage und Atemphasen der Probandenstudie

1 Einleitung

Der Datensatz enthält zusätzlich folgende Metadaten der Probanden:

Pobandendaten	Einheit
Raucher	binär
Alter	Jahre
Größe	cm
Brustumfang	cm
Bauchumfang	cm
Gewicht	kg
Geschlecht	binär

Tabelle 1.3: Metadaten der Probanden

1.4 Medizinische Grundlagen

Als Atmung bezeichnet man den Gasaustausch der Lungenaveolen mit ihrer Umgebung. Dies geschieht durch Diffusion des Sauerstoffs in die Kapilaren. Bei den Messungen in diesem Fall ist die Ventilation interessant, also die mechanische Bewegung des Brustkorbes.

1.4.1 Bauchatmung

Bei der Bauchatmung bewegt sich der Brustkorb kaum im Gegensatz zum Bauch. Die Einatmung [*Inspiration*] beginnt mit der Kontraktion des Zwerchfells. Dadurch wird das Thoraxvolumen vergrößert, da das Zwerchfell den Magen und den Darm nach unten drückt. Der so entstandene Unterdruck saugt die Atemluft in die Lunge.

Bei der Ausatmung [*Expiration*] erschlafft das Zwerchfell wieder, und die Bauchmuskulatur drängt die Eingeweide zurück in den Brustraum. Das Lungenvolumen verkleinert sich, die Atemluft strömt aus.

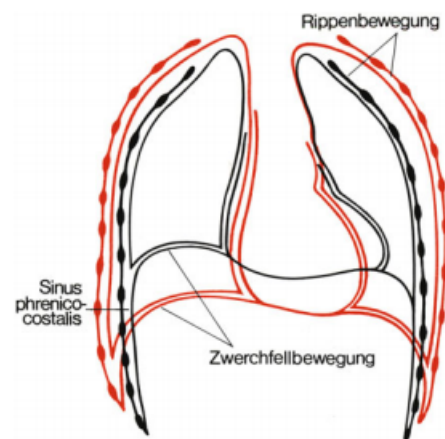


Abbildung 1.1: Expirationsstellung (schwarz) zur Inspirationsstellung der Bauchatmung [The77]

Diese Bauchatmung wird in der Regel mit einer Brustatmung kombiniert.

1.4.2 Brustatmung

Bei der Brustatmung wird das Thoraxvolumen durch die Ausdehnung der Rippen durch die Rippenmuskulatur vergrößert. Dabei entsteht eine deutlich stärkere Bewegung des Brustkorbes als bei der Bauchatmung.

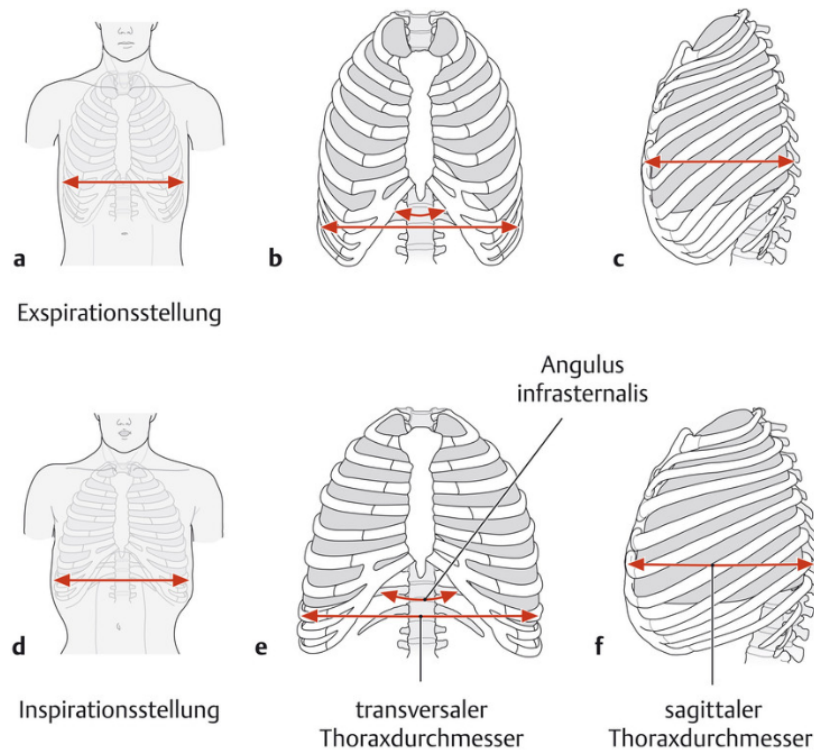


Abbildung 1.2: Bewegung des Brustkorbes bei der Brustatmung [Mic]

Bei der Einatmung [*Inspiration*] werden die Zwischenrippenmuskeln angespannt. Dadurch weitet sich der Epigastrische Winkel [*Angulus infrasternalis*] und die transversalen und sagittalen Thoraxdurchmesser. Es heben sich die Rippen und damit auch der Brustkorb. Die Lunge vergrößert ihr Volumen und saugt die Luft durch den entstandenen Unterdruck in sich hinein.

Die Ausatmung beginnt mit der Erschlaffung der Zwischenrippenmuskulatur. Der Brustkorb drängt die Rippen wieder in ihre ursprüngliche Position. Die Lunge zieht sich zusammen und drückt die Luft aus sich heraus.

2 Mathematische Grundlagen

In diesem Kapitel werden die mathematischen Grundlagen der Orientierung im Allgemeinen und der Gewinnung der Orientierung aus MARG-Sensoren mit Hilfe des Kalman-Filters, Madgwick-Filters und der Hauptkomponentenanalyse im Speziellen behandelt.

2.1 Orientierung

Um die Drehlage eines Körpers im dreidimensionalen euklidischen Raum zu beschreiben, werden üblicherweise Eulerwinkel benutzt. Dabei bezieht sich jeder der drei Winkel, ϕ, θ, ψ , auf die Drehung um eine Achse. Es gibt sechs verschiedene Konventionen, die Eulerwinkel den Achsen im Raum zuzuordnen. In dieser Arbeit wurde die 'Roll-, Nick-, Gierwinkel-Konvention' verwandt, die auch in der Luftfahrt und Raumfahrt unter der DIN 8855 genutzt wird.

2.1.1 Roll-, Nick-, Gierwinkel-Konvention

Diese Konvention legt die Drehreihenfolge der Winkel fest, welche die Orientierung eines festen Referenzsystems in die eines objektbezogenen Koordinatensystems überführen. Dabei werden alle Winkel mathematisch positiv gedreht:

- Der Gierwinkel $[\psi]$ wird als erstes um die Z-Achse gedreht in einem Wertebereich: $[-\pi < \psi \leq \pi]$
- Der Nickwinkel $[\theta]$ wird als zweites um die X-Achse gedreht in einem Wertebereich: $[-\frac{\pi}{2} < \theta \leq \frac{\pi}{2}]$
- Der Rollwinkel $[\phi]$ wird als drittes um die Y-Achse gedreht in einem Wertebereich: $[-\pi < \phi \leq \pi]$

2 Mathematische Grundlagen

Um einen Vektor v im dreidimensionalen Raum zu drehen, werden Abbildungsmatrizen genutzt, die Objekte um jede Achse drehen und den gedrehten Vektor w ausgeben.

$$\begin{pmatrix} w_x \\ w_y \\ w_z \end{pmatrix} = R_{xyz} \cdot \begin{pmatrix} v_x \\ v_y \\ v_z \end{pmatrix} \quad (2.1)$$

mit

$$R_{xyz} = \begin{pmatrix} \cos \theta \cos \psi & \sin \phi \sin \theta \cos \psi - \cos \phi \sin \psi & \cos \phi \sin \theta \cos \psi + \sin \phi \sin \psi \\ \cos \theta \sin \psi & \sin \phi \sin \theta \sin \psi + \cos \phi \cos \psi & \cos \phi \sin \theta \sin \psi - \sin \phi \cos \psi \\ -\sin \theta & \cos \theta \sin \phi & \cos \phi \cos \theta \end{pmatrix} \quad (2.2)$$

Allerdings treten bei Orientierungsfiltren häufig Randwert- oder Driftprobleme der Sensoren auf, wenn diese mit Eulerwinkeln rechnen. Aus diesem Grund wird hier eine andere Darstellungsform gewählt: die Quaternionen.

2.1.2 Quaternionen-Darstellung

Die von William Rowan Hamilton im Jahre 1843 entdeckten Quaternionen sind ein Zahlenbereich ähnlich dem der komplexen Zahlen. Jedes Quaternion besteht aus einer Realteilkomponente und einem Imaginärteil mit drei Komponenten. So lässt sich jedes Quaternion eindeutig mit der Formel

$$x_0 + x_1 i + x_2 j + x_3 k \text{ mit } i^2 = j^2 = k^2 = -1 \quad (2.3)$$

beschreiben.

Man kann ein Quaternion aus einem Satz von Gier-, Nick- und Rollwinkeln wie folgt gewinnen:

$$\begin{pmatrix} q_1 \\ q_2 \\ q_3 \\ q_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \frac{\phi}{2} \cos \frac{\theta}{2} \cos \frac{\psi}{2} + \sin \frac{\phi}{2} \sin \frac{\theta}{2} \sin \frac{\psi}{2} \\ \sin \frac{\phi}{2} \cos \frac{\theta}{2} \cos \frac{\psi}{2} - \cos \frac{\phi}{2} \sin \frac{\theta}{2} \sin \frac{\psi}{2} \\ \cos \frac{\phi}{2} \sin \frac{\theta}{2} \cos \frac{\psi}{2} + \sin \frac{\phi}{2} \cos \frac{\theta}{2} \sin \frac{\psi}{2} \\ \cos \frac{\phi}{2} \cos \frac{\theta}{2} \sin \frac{\psi}{2} - \sin \frac{\phi}{2} \sin \frac{\theta}{2} \cos \frac{\psi}{2} \end{pmatrix} \quad (2.4)$$

In \mathbb{H} , die Menge aller Quaternionen, erfolgt die Addition komponentenweise. Das

Produkt muss jedoch mit der Hamilton Regel errechnet werden:

$$\begin{aligned}
 a \otimes b &= \begin{pmatrix} a_1 & a_2 & a_3 & a_4 \end{pmatrix} \otimes \begin{pmatrix} b_1 & b_2 & b_3 & b_4 \end{pmatrix} \\
 &= \begin{pmatrix} a_1b_1 - a_2b_2 - a_3b_3 - a_4b_4 \\ a_1b_2 + a_2b_1 + a_3b_4 - a_4b_3 \\ a_1b_3 - a_2b_4 + a_3b_1 + a_4b_2 \\ a_1b_4 + a_2b_3 - a_3b_2 + a_4b_1 \end{pmatrix}
 \end{aligned} \tag{2.5}$$

Das Quaternion-Produkt kann dazu verwandt werden, um einen dreidiimensionalen Vektor zu drehen und so die Koordinaten des gleichen Vektors zu einem anderen Bezugssystem gehörend zu erhalten. Dabei wird der erste Eintrag des Vektors mit einer 0 aufgefüllt, um die Dimension anzugleichen und mit einem Quaternion ${}^a_b q$ multipliziert, welches die Beziehung der beiden Bezugssysteme beschreibt:

$$v_a = {}^a_b q \otimes v_b \otimes {}^a_b q^* \tag{2.6}$$

2.2 Madgwick-Filter

Der Madgwick-Filter wurde von Sebastian Madgwick, Andrew Harrison und Ravi Vaidyanathan entwickelt, um die Orientierung einer inertialen Messeinheit relativ zum Bodenbezugsrahmen zu bestimmen. Dabei werden die Sensordaten des Dreiaachsen-Accelerometers und des Dreiaachsen- Magnetometers genutzt, um den Roll-, Nick- und Gierwinkel der inertialen Messeinheit zu erhalten. Diese Werte werden anschließend mit den Winkelgeschwindigkeiten des Gyroskops zusammengeführt, um ein genaueres Ergebnis zu erhalten.

Dabei wird die Orientierung der inertialen Messeinheit immer in Quaternionen angegeben, sie hat also die Form von:

$${}^S_E q = \begin{pmatrix} q_1 & q_2 & q_3 & q_4 \end{pmatrix} \tag{2.7}$$

Im Folgenden werden die mathematischen Grundlagen und die Signalverarbeitung des Madgwick-Filters anhand der zugrunde liegenden Literatur [MHV11] erläutert.

2.2.1 Orientierung aus Winkelrate

Ein Drei-Achsen-Gyroskop misst die Winkelgeschwindigkeit des Sensors in alle drei Raumrichtungen. Diese Werte werden in den Vektor S_ω geschrieben:

$$S_\omega = \begin{pmatrix} 0 & \omega_x & \omega_y & \omega_z \end{pmatrix} \quad (2.8)$$

Wenn die Quaternion-Ableitung $q\dot{w}$ (welche die Änderung der Orientierung des Sensorsbezugsystems relativ zum Erdbezugssystem beschreibt) integriert wird, erhält man die Orientierung des Sensors bezogen auf das Bezugssystem der Erde q_ω

$$\dot{q}_\omega = \frac{1}{2} q_{est,t-1} \otimes S_\omega \quad (2.9)$$

$$q_\omega = q_{est,t-1} + \dot{q}_\omega \Delta t \quad (2.10)$$

2.2.2 Orientierung aus homogenen Feldern

Um die Orientierung eines Sensors aus einem homogenen Feld zu gewinnen, kann ein Optimierungsproblem formuliert werden, wobei die Orientierung des Sensors ${}_E q$ die vordefinierte Richtung des Feldes im Erdbezugsrahmen E_d nach dem gemessenen Feld am Sensor S_s ausrichtet.

Jedoch ist mit Eulerwinkeln keine eindeutige Lösung des Orientierungsproblems möglich, da nur zwei Winkel bekannt und einer unbekannt sind. Der unbekannte Winkel ist derjenige, welcher die Drehung um die Achse beschreibt, die parallel zum jeweiligen Feld verläuft. Um eine eindeutige Lösung zu erhalten, muss die Darstellung der Orientierung durch Quaternionen gewählt werden.

Um den Wechsel des Bezugssystems zu beschreiben nutzen wir das Quaternionprodukt:

$$f({}_E q, E_d, S_s) = {}^S q^* \otimes E_d \otimes {}^S q - S_s \quad (2.11)$$

und wir erhalten die Sensororientierung als Lösung von:

$$\min f({}^S q, E_d, S_s) \mid {}^S q \in \mathbb{R}^4 \quad (2.12)$$

Es gibt viele Möglichkeiten, dieses Optimierungsproblem zu lösen. Hier wurde, da dieser Algorithmus besonders einfach in der Implementierung und schonend gegenüber der Rechenleistung ist, der Gradient Descent gewählt. Dabei wird die Sen-

soorientierung aus der vorherigen Orientierung $\mathbf{S}_{\text{Eq}_{k-1}}$, dem vom Sensor gemessenen Feld S_s und der Richtung des Feldes im Erdbezugsrahmen E_d nach (2.11) ermittelt:

$$\mathbf{S}_{\text{Eq}_k} = \mathbf{S}_{\text{Eq}_{k-1}} - \mu \frac{\nabla f(\mathbf{S}_{\text{Eq}_{k-1}}, E_d, S_s)}{\|f(\mathbf{S}_{\text{Eq}_{k-1}}, E_d, S_s)\|} \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (2.13)$$

Mit jeder Iteration von k liefert er einen genaueren Wert für \mathbf{S}_{Eq} in der Schrittgröße μ .

Der Gradient von $f()$ wird mit Hilfe der Jacobi-Matrix berechnet:

$$\nabla f() = J^T() f() \quad (2.14)$$

Orientierung aus Accelerometer

Da mit dem Accelerometer das Gravitationsfeld der Erde gemessen wird und dieses nur entlang einer Hauptachse des Erdbezugsrahmens verläuft, vereinfachen sich (2.13) und (2.14):

$$E_g = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (2.15)$$

$$S_a = \begin{pmatrix} 0 & a_x & a_y & a_z \end{pmatrix} \quad (2.16)$$

$$f_g = \begin{pmatrix} 2(q_2q_4 - q_1q_3) - a_x \\ 2(q_1q_2 + q_3q_4) - a_y \\ 2(0.5 - q_2^2 - q_3^2) - a_z \end{pmatrix} \quad (2.17)$$

$$J_g = \begin{pmatrix} -2q_3 & 2q_4 & -2q_1 & 2q_2 \\ 2q_2 & 2q_1 & 2q_4 & 2q_3 \\ 0 & -4q_2 & -4q_3 & 0 \end{pmatrix} \quad (2.18)$$

Orientierung aus Magnetometer

Das Magnetfeld der Erde hat eine vertikale und eine horizontale Komponente entlang zweier Hauptachsen des Erdbezugsrahmens:

$$E_b = \begin{pmatrix} 0 & b_x & 0 & b_z \end{pmatrix} \quad (2.19)$$

Jedoch entstehen bei der Ermittlung der Orientierung Fehler aufgrund von magnetischer Verzerrung, verursacht durch elektrische Haushaltsgeräte oder große Metalstrukturen, welche in Gebäuden verbaut sind. Die dadurch entstehenden Fehler im Magnetfeld der Erde müssen ausgeglichen werden. Dafür wird die Richtung des Magnetfelds der Erde für jede Iteration des Madgwick-Filters neu berechnet:

$$E_h = \begin{pmatrix} 0 & h_x & h_y & h_z \end{pmatrix} = \mathbb{S}q_{est,k-1} \otimes S_m \otimes \mathbb{S}q_{est,k-1}^* \quad (2.20)$$

mit

$$S_m = \begin{pmatrix} 0 & m_x & m_y & m_z \end{pmatrix} \quad (2.21)$$

Um den Fehler auszugleichen, muss die Referenzrichtung des Erdmagnetfeldes E_b die gleiche Neigung haben wie E_h :

$$E_b = \begin{pmatrix} 0 & \sqrt{h_x^2 + h_y^2} & 0 & h_z \end{pmatrix} \quad (2.22)$$

Somit werden (2.13) und (2.14) zu:

$$f_b = \begin{pmatrix} 2b_x(0.5 - q_3^2 - q_4^2) + 2b_z(q_2q_4 - q_1q_3) - m_x \\ 2b_x(q_2q_3 - q_1q_4) + 2b_z(q_1q_2 + q_3q_4) - m_y \\ 2b_x(q_1q_3 + q_2q_4) + 2b_z(0.5 - q_2^2 - q_3^2) - m_z \end{pmatrix} \quad (2.23)$$

$$J_b = \begin{pmatrix} -2b_zq_3 & 2b_zq_4 & -4b_xq_3 - 2b_zq_1 & -4b_xq_4 + 2b_zq_2 \\ -2b_xq_4 + 2b_zq_2 & 2b_xq_3 + 2b_zq_1 & 2b_xq_2 + 2b_zq_4 & -2b_xq_1 + 2b_zq_3 \\ 2b_xq_3 & 2b_xq_4 - 4b_zq_2 & 2b_xq_1 - 4b_zq_3 & 2b_xq_2 \end{pmatrix} \quad (2.24)$$

Zusammenführen von Accelerometer und Magnetometer

Die Orientierung resultierend aus den Accelerometerdaten und den Magnetometerdaten sind nicht eindeutig, jedoch können die einzelnen Matrizen f_g und f_b und

deren Jacobi-Matrizen J_g und J_b kombiniert werden, um eine vollständige Lösung zu erhalten:

$$f_{gb}(\mathbb{S}q_{est,k-1}, S_m, S_a, E_b) = \begin{pmatrix} f_g() \\ f_b() \end{pmatrix} \quad (2.25)$$

$$J_{gb}^T(\mathbb{S}q_{est,k-1}, E_b) = \begin{pmatrix} J_g() \\ J_b() \end{pmatrix} \quad (2.26)$$

Im Normalfall durchläuft der Gradient Descent-Algorithmus nach (2.13) mehrere Iterationen pro Messung der Sensoren. Da dies jedoch die Anforderungen an die Rechenleistung erheblich steigert, werden diese auf eine einzige beschränkt, falls die Konvergenz der geschätzten Orientierung größer oder gleich der Änderungsrate der Orientierung ist.

Somit erhält man eine geschätzte Orientierung des Sensors :

$$q_{am} = q_{est,k-1} - \mu_t \frac{\nabla f_{gb}()}{\|\nabla f_{gb}()\|} \quad (2.27)$$

mit einer Schrittgröße μ_t

$$\mu_t = \alpha \| \dot{q}_{wt} \| \Delta t, \alpha > 1 \quad (2.28)$$

2.2.3 Filter-Fusion

Die geschätzte Orientierung des Bezugssystems des Sensors in Relation zum Erdbezugssystem wird durch die gewichtete Zusammenführung der Orientierungen q_ω und q_{am} ermittelt:

$$q_{est} = \gamma q_{am} + (1 - \gamma) q_\omega \quad (2.29)$$

Ein optimales γ muss ermittelt werden, bei dem die gewichtete Divergenz von q_ω (β) gleich der gewichteten Konvergenz von q_{am} ($\frac{\mu_t}{\Delta t}$) ist:

$$\gamma = \frac{\beta}{\frac{\mu_t}{\Delta t} + \beta} \quad (2.30)$$

Wenn wir annehmen, dass die Konvergenzrate α sehr hoch ist, wird μ_t nach (2.28) sehr groß und (2.27) kann vereinfacht werden:

$$q_{am} \approx -\mu_t \frac{\nabla f_{gb}()}{\|\nabla f_{gb}()\|} \quad (2.31)$$

2 Mathematische Grundlagen

und (2.30) zu:

$$\gamma \approx \frac{\beta \Delta t}{\mu_t} \quad (2.32)$$

Aus der Gleichung (2.32) ist es möglich, anzunehmen, dass $\gamma \approx 0$:

Nun werden (2.31) und (2.10) in (2.29) eingesetzt :

$$q_{est} = \frac{\beta \Delta t}{\mu_t} (-\mu_t \frac{\nabla f()_{gb}}{\|\nabla f()_{gb}\|}) + (1 - 0)(q_{est,k-1} + q_{wt} \Delta t) \quad (2.33)$$

Da hier γ sowohl als (2.32) und als 0 substituiert wurde, kann (2.33) vereinfacht werden zu:

$$q_{est} = q_{est,k-1} + q_{est,k} \Delta t \quad (2.34)$$

mit $q_{est,k}$ also Änderungsrate der Orientierung:

$$q_{est,k} = (q_{wt} - \beta \frac{\nabla f()_{gb}}{\|\nabla f_{gb}()\|}) \quad (2.35)$$

An (2.34) erkennt man, dass der Filter die Orientierung berechnet indem er $q_{est,k}$, die Änderungsrate der Orientierung numerisch integriert.

2.2.4 Madgwick-Filter Flussdiagramm

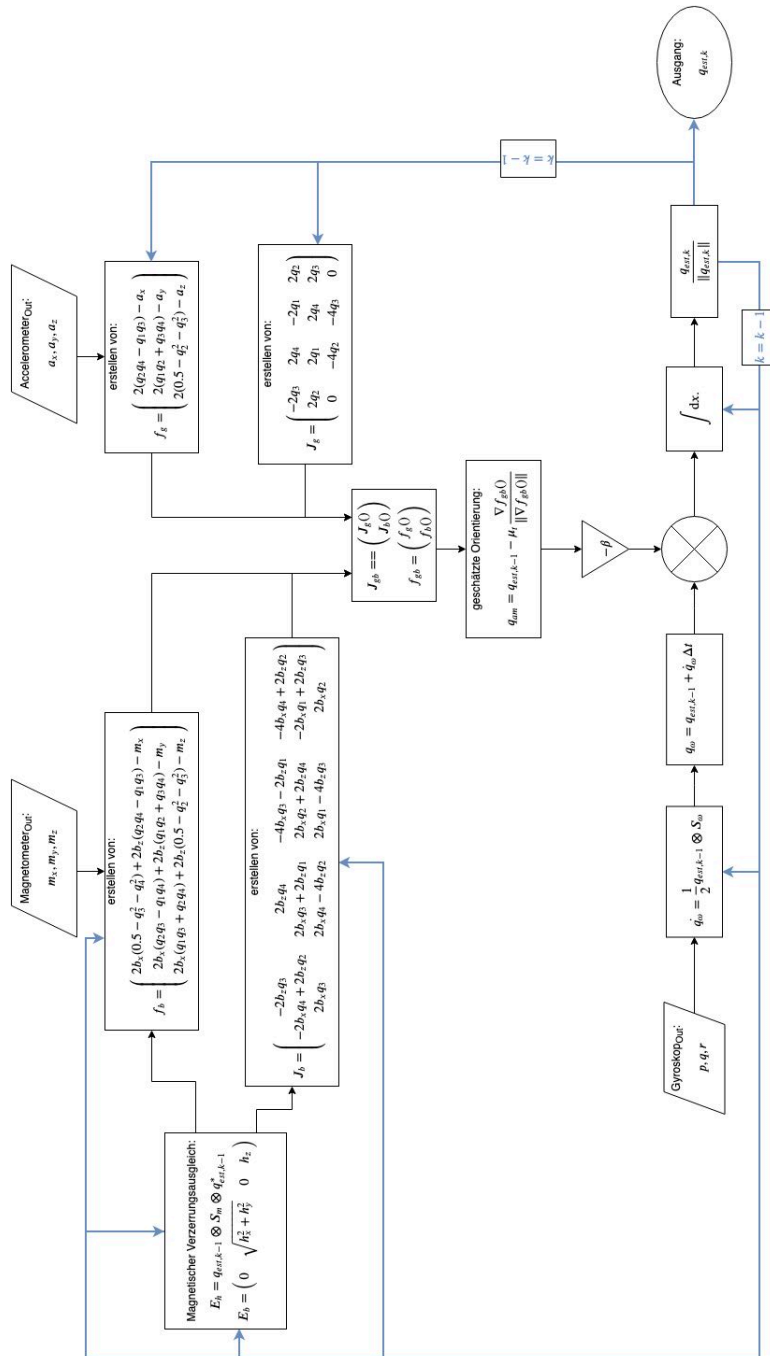


Abbildung 2.1: Madgwick Flussdiagramm

2.3 Kalman-Filter

Der Kalman-Filter ist durch die geringe Anforderung an Rechenkapazität einer der wichtigsten vorhersagenden Filter für lineare stochastische Systeme. Dieser Filter ist ein Satz von Gleichungen, welcher für eine Schätzung zum Zustand eines Systems benutzt wird. Hierfür nutzt dieser Filter eine Rückmeldekontrolle in Form einer Messung, welche mit der Vorhersage kombiniert wird.

Um den Kalman-Filter zur Schätzung einer Sensororientierung zu verwenden, nutzen wird die vom Gyroskop gemessenen Winkelgeschwindigkeiten, um eine Vorhersage über die Orientierung zu treffen, und vergleichen sie mit der Orientierung, welche durch die Beschleunigungsdaten des Accelerometers gemessen und errechnet wurde.

2.3.1 Vorhersage des Zustands

Die Orientierung wurde hier auch wieder mit Hilfe von Quaternionen dargestellt, um Probleme mit Singularitäten zu vermeiden. Um den Zustandsvektor eines späteren Zeitpunkts zu ermitteln, wird folgende Formel benutzt.

$$q_{x,k} = A \cdot q_{x,k-1} + B \cdot u_{k-1} + w_{k-1} \quad (2.36)$$

Dabei wird die Veränderung von $q_{x,k-1}$ durch die Bewegung des Sensors von der Dynamikmatrix A beschrieben. Die deterministischen Störungen u_{k-1} und deren Dynamik werden durch die Matrix B dargestellt, während zufällige Störungen über den Rauschterm w_{k-1} Einfluss auf $q_{x,k}$ nehmen.

Es wird zur Vereinfachung ein störungsfreier Prozess vorausgesetzt. Dadurch vereinfacht sich (2.36) zu:

$$q_{x,k} = A \cdot q_{x,k-1} \quad (2.37)$$

Die Dynamikmatrix A nutzt die Winkelgeschwindigkeiten des Gyroskops, um die Orientierung der nächsten Iteration vorherzusagen :

$$A = I + \Delta t \cdot \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 0 & -p & -q & r \\ p & 0 & r & -q \\ q & -r & 0 & p \\ r & q & -p & 0 \end{pmatrix} \quad (2.38)$$

- p = Winkelgeschwindigkeit um X-Achse

- q = Winkelgeschwindigkeit um Y-Achse
- r = Winkelgeschwindigkeit um Z-Achse

Die Ungenauigkeit oder der Fehler des vorhergesagten Wertes $q_{x,k}$ wird ähnlich ermittelt:

$$P_{kp} = A \cdot P_{k-1} \cdot A^T + Q \quad (2.39)$$

Es wird der bereits bestehende Fehler P_{k-1} mit der Dynamikmatrix A und ihrer Transponierten multipliziert und die Vorhersage-Kovarianzmatrix Q addiert, welche die Ungenauigkeit der Vorhersage im jetzigen Vorhersage-Prozess beschreiben soll.

2.3.2 Kalman Gain

Mit Hilfe der Messmatrix H , des vorhergesagten Fehlers P_{kp} und der Messrauschkovarianzmatrix R wird der Kalman Gain bestimmt:

$$K_g = \frac{P_{kp} \cdot H}{H \cdot P_{kp} \cdot H^T + R} \quad (2.40)$$

Der Kalman Gain gibt später an, ob bei der Schätzung der gemessene Wert $q_{z,k}$ oder der vorhergesagte Wert $q_{x,k}$ größere Auschlagskraft haben soll.

2.3.3 Korrektur mit Accelerometer

Es wird nun eine zweite Orientierung des Gerätes mit Hilfe der Accelerometerdaten errechnet, um die Genauigkeit der ersten Schätzung zu verbessern.

Zuerst wird aus den Accelerometerausgängen eine Orientierung in Eulerwinkeln errechnet[Fis10]:

$$\Theta = \tan^{-1} \left(\frac{a_x}{\sqrt{a_y^2 + a_z^2}} \right) \quad (2.41)$$

$$\Psi = \tan^{-1} \left(\frac{a_y}{\sqrt{a_x^2 + a_z^2}} \right) \quad (2.42)$$

$$\Phi = \tan^{-1} \left(\frac{\sqrt{a_x^2 + a_y^2}}{a_z} \right) \quad (2.43)$$

Diese Orientierung in Eulerwinkeln wird mit Hilfe von (2.4) in Quaternionform gebracht, so dass sie mit der durch Gyroskopdaten vorhergesagten Orientierung zusammengeführt werden kann.

2.3.4 Korrektur mit Accelerometer und Magnetometer

Eine alternative Korrektur-Orientierung wird aus Accelerometerdaten und Magnetometerdaten errechnet.

Aus [Guo+17] wurde entnommen, dass die aktuelle Orientierung aus den Magnetometerdaten aus der vorherigen Orientierung und W_m berechnet werden kann:

$$q_{zm,k} = \frac{1}{2}(W_{m,t} + I_{4 \times 4})q_{zm,k-1} \quad (2.44)$$

W_m setzt sich zusammen aus den Magnetometerdaten und den Einträgen des Referenzvektor M^r :

$$W_m = \begin{pmatrix} m_N m_x + m_D m_z & m_D m_y & m_N m_z - m_D m_x & -m_N m_y \\ m_D m_y & m_N m_x - m_D m_z & m_N m_y & m_N m_z + m_D m_x \\ m_N m_z - m_D m_x & m_N m_y & -m_N m_x - m_D m_z & m_D m_y \\ -m_N m_y & m_N m_z + m_D m_x & m_D m_y & -m_N m_x + m_D m_z \end{pmatrix} \quad (2.45)$$

Der Referenzvektor M^r wird wie folgt berechnet [Wu+18]:

$$M^r = \begin{pmatrix} m_N \\ 0 \\ m_D \end{pmatrix} \quad (2.46)$$

$$m_D = a_x m_x + a_y m_y + a_z m_z \quad (2.47)$$

$$m_N = \sqrt{1 - m_D^2} \quad (2.48)$$

Analog zu q_{zm} setzt sich auch die aktuelle Orientierung aus den Accelerometerdaten

aus einer Matrizen W_a und der vorherigen Orientierung $q_{za, k-1}$ zusammen:

$$W_a = \begin{pmatrix} a_z & a_y & -a_x & 0 \\ a_y & -a_z & 0 & a_x \\ -a_x & 0 & -a_z & a_y \\ 0 & a_x & a_y & a_z \end{pmatrix} \quad (2.49)$$

Es werden nun $q_{zm, k}$ und $q_{za, k}$ zusammengeführt. Daraus ergibt sich die Korrekturorientierung $q_{z, k}$:

$$q_{z, k} = \frac{1}{4}(W_{a, t} + I_{4 \times 4})(W_{m, t} + I_{4 \times 4})q_{z, k-1} \quad (2.50)$$

2.3.5 Kalman-Ausgang aus Vorhersage und gemessener Wert

Nun wird die durch das Gyroskop vorhergesagte Orientierung $q_{x, k}$ zusammengeführt mit der vom Accelerometer gemessenen Orientierung $q_{z, k}$. Dabei gibt der Kalman Gain K_g die Gewichtung an, wie stark $q_{x, k}$ und $q_{z, k}$ auf den Ausgang $q_{est, k}$ Einfluss nehmen.

$$q_{est, k} = q_{x, k} + K_g[q_{z, k} - H * q_{x, k}] \quad (2.51)$$

2.3.6 Fehler des geschätzten Wertes

Im letzten Schritt wird noch die Unsicherheit des geschätzten Wertes berechnet

$$P_k = (I - K \cdot H) \cdot P_{kp} \quad (2.52)$$

Damit sind die beiden Ausgänge x_k und p_k des Filters berechnet und diese Werte werden nach dem Auslesen wieder zu den vorherigen Eingängen von x_{k-1} und P_{k-1} .

2.3.7 Kalman Flussdiagramm

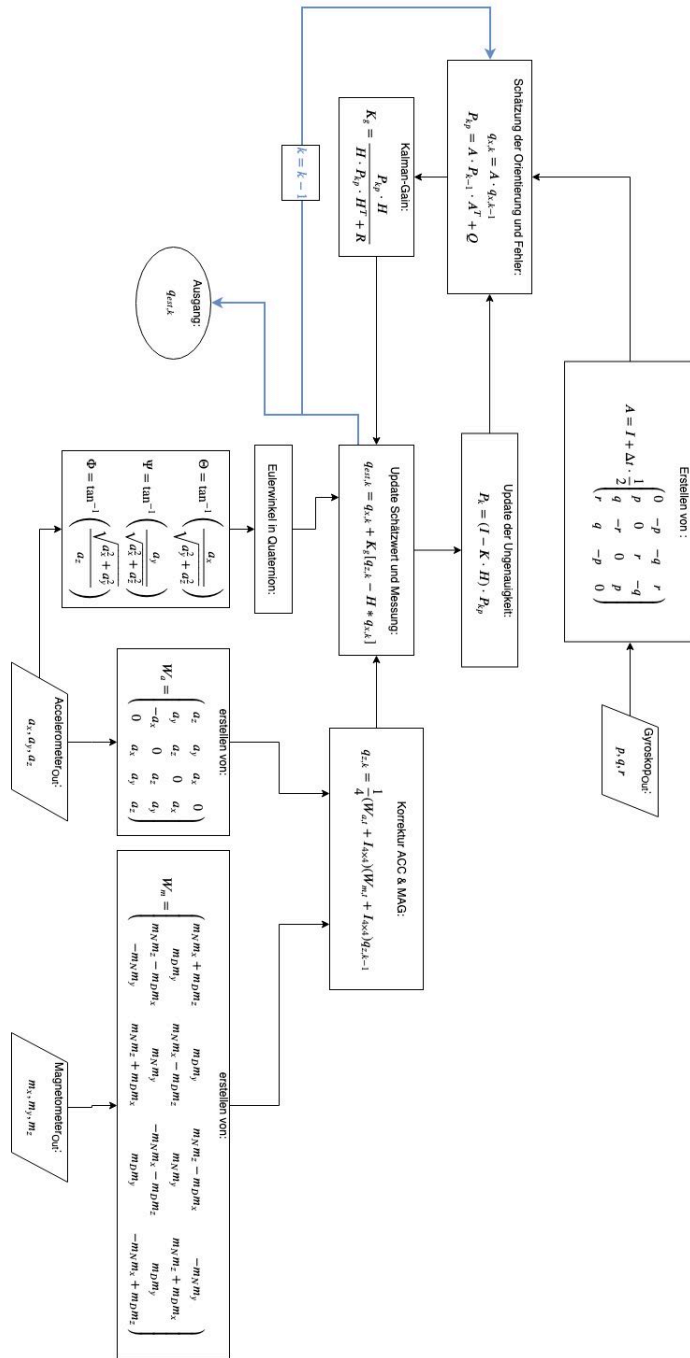


Abbildung 2.2: Kalman-Flussdiagramm

2.4 Hauptkomponentenanalyse

Die Hauptkomponentenanalyse [Jol11] ist ein Verfahren, mit dem eine Dimensionsreduktion in umfangreichen Datensätzen, welche von vielen statistischen Variablen abhängen, erreicht wird, um diese zu vereinfachen und veranschaulichen.

Dabei wird der Datensatz nicht mehr abhängig von allen Variablen gezeigt, sondern es werden besonders aussagekräftige Linearkombinationen, die Hauptkomponenten, benutzt, um den Datensatz zu beschreiben. Diese Dimensionsreduktion führt dazu, dass auch Datensätze, welche von vielen Variablen abhängig sind, durch nur die erste oder die ersten beiden Hauptkomponenten beschrieben werden können.

Um einen Datensatz mit p Variablen zu erstellen, müssen alle Punkte in ein p -dimensionales kartesisches Koordinatensystem übertragen werden. Als erste Hauptkomponente beschreibt man die Gerade, bei der die Summe der Quadrate der Fehler am geringsten ist. Der Fehler ist hier der euklidische Abstand zwischen jedem Punkt und der Geraden. Die zweite Hauptkomponente folgt der gleichen Bedingung, liegt jedoch orthogonal zur ersten Hauptkomponente und ist somit linear unabhängig. Mathematisch sind Hauptkomponenten Linearkombinationen aus den Variablen des Datensatzes.

Die Hauptkomponenten werden oft durch eine Singulärwertzerlegung errechnet. Dabei wird die Eingangsmatrix A , bei der die Spalten für Variablen und Zeilen für Beobachtungen stehen, in drei Matrizen zerlegt, aus denen man die Richtung und Aussagekraft der Hauptkomponenten ablesen kann.

$$A = U \cdot \Sigma \cdot V^T \quad (2.53)$$

Nach der Zerlegung kann aus der Diagonalmatrix σ die Aussagekraft der Hauptkomponente und aus den Zeilen der Orthogonalmatrix V^T die Linearkombination der Variablen aus A entnommen werden.

2.5 Statistische Auswertung

2.5.1 Pearson-Korrelationskoeffizient

Der Pearson-Korrelationskoeffizient misst den Grad des linearen Zusammenhangs zweier Variablen. Er besitzt einen Wertebereich von -1 bis 1 . Bei einem Wert von

0 hängen die Variablen nicht linear zusammen, während bei einem Wert von 1 (bzw. -1) ein positiver (bzw. negativer) linearer Zusammenhang vorliegt. In dieser Arbeit wurde die Korrelation und deren Betrag ermittelt, welche in Matlab bereits implementiert ist. Der Pearson-Korrelationskoeffizient [Ben+09] zwischen zwei Vektoren wird wie folgt berechnet:

$$\rho(A, B) = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N \left(\frac{\overline{A_i - \mu_A}}{\sigma_A} \right) \left(\frac{B_i - \mu_B}{\sigma_B} \right) \quad (2.54)$$

2.5.2 Bland-Altman-Diagramm

Ein Bland-Altman-Diagramm dient allgemein zum Vergleich zweier Messmethoden. In dieser Arbeit wurde es dazu verwandt, die Präzision der Schätzung der Atemrate der Filter abhängig von der Atemfrequenz darzustellen. Dabei wird die Differenz der Atemrate zwischen Referenzsignal und geschätztem Signal gegen den Mittelwert aus Referenzsignal und geschätzten Wert aufgetragen:

$$S(x, y) = \left(\frac{Ref(i) + Filter(i)}{2}, Ref(i) - Filter(i) \right) \quad (2.55)$$

Zur Orientierung werden noch der Mittelwert der Differenz und deren Standardabweichung in jeden Graphen eingezeichnet.

2.5.3 Mittlerer Fehler

Der mittlere Fehler wurde wie folgt berechnet:

$$ME = \frac{\sum_{i=1}^N Est(i) - Ref(i)}{N} \quad (2.56)$$

2.5.4 Mittlerer absoluter Fehler

Der mittlere absolute Fehler wurde wie folgt berechnet:

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |Est(i) - Ref(i)|}{N} \quad (2.57)$$

2.5.5 Normalisierter mittlerer quadratischer Fehler

Der normalisierte mittlere quadratischer Fehler wurde wie folgt berechnet:

$$NMSE = \frac{\sum_{i=1}^N [Est(i) - Ref(i)]^2}{\sum_{i=1}^N [Ref(i)]^2} \cdot 100 \quad (2.58)$$

3 Implementierung

In diesem Kapitel wird gezeigt, wie der Kalman-Filter, der Madgwick-Filter und die Hauptkomponentenanalyse in Matlab implementiert wurden.

3.1 Signalpfad

Alle Filter wurden in Matlab (R2018a) implementiert. Zusätzlich wurde eine ausführliche Signalvor- und -nachbereitung durchgeführt:

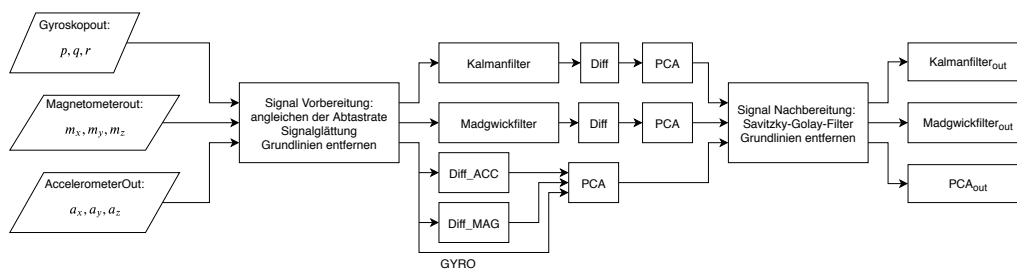


Abbildung 3.1: Signalpfad Flussdiagramm

3.1.1 Signalvorbereitung

Zunächst wird vor den Filtern eine gemeinsame Signalvorbereitung vorgenommen. Dabei werden alle Signale auf eine Abtastrate von $1000Hz$ gebracht. Die Abtastrate des Magnetometersignals wird um das zehnfache erhöht und die des Referenzsignals wird um das zehnfache verringert. Zusätzlich werden Grundlinien der Signale entfernt mit Hilfe eines Tiefpassfilters mit der Grenzfrequenz von $100000Hz$. Um hochfrequentes Rauschen zu entfernen und die Signale zu glätten, wird ein Tiefpassfilter mit der Grenzfrequenz von $100Hz$ eingesetzt.

3.1.2 Implementierung Madgwick-Filter

In dieser Arbeit wurde die Implementierung des Madgwick-Filter von Sebastian O.H. Madgwick übernommen [MHV11].

Es wurde die Signalverarbeitung implementiert wie in (??) beschrieben.

3.1.3 Implementierung Kalman-Filter

Als Grundlage der Implementierung des Kalman-Filters in dieser Arbeit dient der wissenschaftlicher Artikel 'Improvement of Dynamic Respiration Monitoring Through Sensor Fusion of Accelerometer and Gyro-sensor' von Ja-Woong Yoon, Yeon-Sik Noh, Yi-Suk Kwon, Sung-Bin Park, Won-Ki Kim und Hyung-Ro Yoon [Yoo+14]. Dieser wurde dann erweitert und ergänzt. Die einzelnen Schritte des Algorithmus (??) sind als separate Funktionen implementiert.

Die Initialwerte von $q_{est,k}$ und P_k wurden aus [Yoo+14] übernommen als:

$$q_{est,0} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad (3.1)$$

$$p_0 = \begin{pmatrix} 1, 0, 0, 0 \\ 0, 1, 0, 0 \\ 0, 0, 1, 0 \\ 0, 0, 0, 1 \end{pmatrix} \quad (3.2)$$

Des Weiteren wurden auch die Rausch-Kovarianz-Matrizen R und Q aus [Yoo+14] übernommen.

$$Q = 10^{-4} \begin{pmatrix} 1, 0, 0, 0 \\ 0, 1, 0, 0 \\ 0, 0, 1, 0 \\ 0, 0, 0, 1 \end{pmatrix} \quad (3.3)$$

$$R = 10^2 \begin{pmatrix} 1, 0, 0, 0 \\ 0, 1, 0, 0 \\ 0, 0, 1, 0 \\ 0, 0, 0, 1 \end{pmatrix} \quad (3.4)$$

Schließlich wurde H , welche zur Bestimmung des Kalman Gain (2.40) benutzt wird, durch [Yoo+14] vorgegeben

$$H = \begin{pmatrix} 1, 0, 0, 0 \\ 0, 1, 0, 0 \\ 0, 0, 1, 0 \\ 0, 0, 0, 1 \end{pmatrix} \quad (3.5)$$

Der Kalman Algorithmus gibt die Orientierung in Quaternionform $\begin{pmatrix} q_1 \\ q_2 \\ q_3 \\ q_4 \end{pmatrix}$ aus.

Kalman-Filter Korrektur

Der Kalman-Filter wurde mit zwei verschieden Korrektur Methoden implementiert. Die Korrektur nur mit dem Accelerometer beschrieben in (2.3.3) und eine Korrektur mit Magnetometer und Accelerometer beschrieben in (2.3.4). Beide Methoden werden parallel ausgeführt und als $\text{Kalman}_{\text{ACC}}$ beziehungsweise $\text{Kalman}_{\text{ACC,MAG}}$ ausgegeben. In der Auswertung werden diese als eigene Atemkurvenschätzung behandelt.

3.1.4 Ableiten der absoluten Orientierungen aus Madgwick-Filter und Kalman-Filter

Die Filterausgänge von Madgwick-Filter und Kalman-Filter sind nun Matizen, bei denen die Spalten den Realteil und die Imaginärteile des Quaternions und die Zeilen die jeweiligen Beobachtungen enthalten.

Es wird nun die Ableitung jeder Spalte gebildet. So wird nur die Änderung der Orientierung betrachtet, anstatt der absoluten Orientierung im Erdrahmen. Dies soll Fehler verhindern, die auftreten, wenn der Proband sich dreht und die Sensoren ihre Orientierung ändern.

3.1.5 PCA nach Madgwick-Filter und Kalman-Filter

Die beiden Filter geben nun für jeden Zeitpunkt eine Orientierung in alle drei Raumrichtungen bezüglich des Erdrahmens an. Diese wird in einem vierdimensionalen Qua-

3 Implementierung

terion dargestellt. Aus der Literatur [Ces+19] konnte entnommen werden, dass eine Hauptkomponentenanalyse (2.53) der vier Quaternionen die Atemkurve am besten wiedergibt.

Desweiteren soll dies auch vor Fehlern schützen, welche durch die Bewegung der inertialen Messeinheit auftreten.

3.1.6 Implementierung Hauptkomponentenanalyse

Vorbereitung der Rohsignale

Bevor eine Hauptkomponentenanalyse durchgeführt werden kann, müssen die Rohsignale des Accelerometers und des Magnetometers abgeleitet werden. Dies wandelt die Absolutwerte der Beschleunigung und des magnetischen Feldes im Erdrahmen in Differenzwerte, welche unabhängig zu diesem Bezugsrahmen sind, um.

Singulärwertzerlegung

Zur Gewinnung der Hauptkomponente wird die in Matlab bereits implementierte *pca*-Funktion benutzt. Diese verwendet die Singulärwertzerlegung wie in (2.53) beschrieben.

So kann die Hauptkomponente einer Matrix A berechnet werden, wobei die Spalten die Variablen und die Zeilen die einzelnen Beobachtungen darstellen.

Hier wurde die erste Hauptkomponente von den drei Achsen jedes Sensors und jeder möglichen Kombination der Sensoren gebildet:

- Accelerometer
- Gyroskop
- Magnetometer
- Accelerometer+Gyroskop
- Accelerometer+Magnetometer
- Gyroskop+Magnetometer
- Accelerometer+Gyroskop+Magnetometer

Die jeweiligen ersten Hauptkomponenten werden als Schätzung des Atemsignals nun mit dem Referenzsignal verglichen.

3.1.7 Signal-Nachbereitung

Die Ausgänge der Filter werden alle gleich nachbereitet. Dabei wird zunächst eine Signalglättung mit Hilfe eines Savitzky-Golay-Filters mit einer Ordnung von 3 und eine Rahmengröße von 3001 durchgeführt.

Danach werden die Grundlinien der Signale mit einem Tiefpassfilter mit der Grenzfrequenz von 20000Hz entfernt.

Die Ordnung und Rahmengröße des Savitzky-Golay-Filters und die Grenzfrequenz des Tiefpasses wurden empirisch ermittelt.

3.2 Ausgänge und Ergebnis-Structs

3.2.1 Ausgänge

Um die Leistungsfähigkeit der verschiedenen Filterarten mit dem Pneumotachometer zu vergleichen, werden die Ausgänge der Filter mit den Probandendaten in Ergebnis-structs abgespeichert und anschließend weiter statistisch ausgewertet.

Filterausgänge:

Filterartr	Ausgänge
Madgwick-Filter	Madgwick
Kalman-Filter	Kalman _{ACC} Kalman _{ACC,MAG}
PCA	PCA _{ACC} PCA _{GYRO} PCA _{MAG} PCA _{ACC,GYRO} PCA _{ACC,MAG} PCA _{GYRO,MAG} PCA _{ALL}

Tabelle 3.1: Filterarten und deren Ausgänge

3.2.2 Ergebnis-Structs

Nach der Signalvorbereitung, dem Filtern und der Signalnachbereitung werden die geschätzten Signale und die Metadaten der Messung in *structured arrays* gespeichert. In 'Signale ohne Atemphasen' werden die Signale in voller Länge abgespeichert. Die Zeilen geben dabei jeweils Proband und Lage an, während die Spalten die Probandenmetadaten (1.3), die Referenzsignale und die Filterausgänge enthalten.

Um das Verhalten der Filter in verschiedenen Atemsituationen besser differenzieren zu können, werden nun die vollständigen Signale in die einzelnen Atemphasen aufgeteilt. So dass in 'Signale mit Atemphasen' jeweils die Probanden, deren Lage und die Atemphase in jeder Zeile und die Probandenmetadaten (1.3), die Referenzsignale und die Filterausgänge in den Spalten gezeigt werden.

4 Ergebnisse

Ziel der Arbeit ist es, die Richtigkeit der von den Filtern geschätzten Signale zu vergleichen. Um die Filterausgänge und das Referenzsignal des Pneumotachometers miteinander vergleichen zu können, werden zwei Verfahren genutzt: der Pearson-Korrelationskoeffizient [Ben+09] und der Fehler zwischen der geschätzten Atemrate der Filter und der Atemrate des Referenzsignals mit Hilfe des ME, MAE und NMSE.

Es wurde nach Probandenlage und Atemphase differenziert, um zu ermitteln, welcher Filter in den unterschiedlichen Situationen die Atemkurve am besten schätzt.

4.1 Direkter Vergleich der Signale

Zunächst werden die geschätzten Signale der Filter direkt mit dem Referenzsignal verglichen. Dazu wird der Pearson-Korrelations-Koeffizient zwischen jeweils einem Filterausgang und dem Referenzsignal wie in (2.54) beschrieben berechnet.

4.1.1 Korrelationskoeffizient

In den Tabellen werden der Mittelwert und die Standardabweichung der einzelnen Korrelationskoeffizienten eines Filters in der jeweiligen Lage und Atemphase ermittelt.

Der Mittelwert (erster Wert) und die Standardabweichung (zweiter Wert) des Pearson-Korrelationskoeffizienten jedes Filters aufgeschlüsselt nach Lage und Phase:

Filter	supine	latral	prone	alle Lagen
Madgwick	-0.294±0.552	-0.662±0.232	-0.649±0.214	-0.526±0.408
Kalman _{ACC}	-0.731±0.211	-0.578±0.098	0.758±0.104	-0.155±0.706
Kalman _{ACC,MAG}	-0.323±0.417	-0.455±0.115	0.765±0.097	0.028±0.614
PCA _{ACC}	-0.553±0.223	-0.368±0.337	-0.551±0.244	-0.499±0.275
PCA _{GYRO}	-0.314±0.582	-0.655±0.233	-0.724±0.214	-0.558±0.426
PCA _{MAG}	-0.208±0.237	0.268±0.101	0.287±0.118	0.105±0.287
PCA _{ACC,GYRO}	-0.314±0.582	-0.655±0.233	-0.724±0.214	-0.558±0.426
PCA _{ACC,MAG}	-0.203±0.236	0.271±0.102	0.291±0.119	0.109±0.286
PCA _{GYRO,MAG}	-0.314±0.582	-0.655±0.233	-0.724±0.214	-0.558±0.426
PCA _{ALL}	-0.314±0.582	-0.655±0.233	-0.724±0.214	-0.558±0.426
gesamt	-0.357±0.467	-0.476±0.397	-0.199±0.64	-

Tabelle 4.1: CC_{nach Lage}

Filter	Atmung _{spont.}	Atmung _{6Bpm}	Atmung _{18Bpm}	Atmung _{36Bpm}	alle Phasen
Madgwick	-0.406±0.422	-0.662±0.396	-0.572±0.39	-0.464±0.417	-0.526±0.408
Kalman _{ACC}	-0.09±0.596	-0.173±0.696	-0.196±0.799	-0.163±0.788	-0.155±0.706
Kalman _{ACC,MAG}	0.159±0.45	-0.028±0.635	-0.067±0.737	0.048±0.645	0.028±0.614
PCA _{ACC}	-0.374±0.278	-0.538±0.306	-0.579±0.236	-0.506±0.261	-0.499±0.275
PCA _{GYRO}	-0.484±0.452	-0.676±0.441	-0.59±0.414	-0.482±0.413	-0.558±0.426
PCA _{MAG}	0.194±0.176	0.101±0.298	0.021±0.403	0.104±0.225	0.105±0.287
PCA _{ACC,GYRO}	-0.484±0.452	-0.676±0.441	-0.59±0.414	-0.482±0.413	-0.558±0.426
PCA _{ACC,MAG}	0.196±0.176	0.105±0.298	0.025±0.402	0.11±0.223	0.109±0.286
PCA _{GYRO,MAG}	-0.484±0.452	-0.676±0.441	-0.59±0.414	-0.482±0.413	-0.558±0.426
PCA _{ALL}	-0.484±0.452	-0.676±0.441	-0.59±0.414	-0.482±0.413	-0.558±0.426
gesamt	-0.226±0.493	-0.39±0.553	-0.373±0.544	-0.28±0.51	-

Tabelle 4.2: CC_{nach} Phase

4.1.2 Betrag des Korrelationskoeffizienten

In den Tabellen werden der Mittelwert und die Standardabweichung der einzelnen Beträge der Korrelationskoeffizienten eines Filters in der jeweiligen Lage und Atemphase ermittelt.

Der Mittelwert (erster Wert) und die Standardabweichung (zweiter Wert) des Betrages des Pearson-Korrelationskoeffizienten jedes Filters aufgeschlüsselt nach Lage und Phase:

Filter	supine	latral	prone	alle Lagen
Madgwick	0.565 ± 0.245	0.662 ± 0.232	0.649 ± 0.214	0.623 ± 0.231
Kalman _{ACC}	0.731 ± 0.211	0.578 ± 0.098	0.758 ± 0.104	0.697 ± 0.166
Kalman _{ACC,MAG}	0.434 ± 0.292	0.455 ± 0.115	0.765 ± 0.097	0.558 ± 0.246
PCA _{ACC}	0.553 ± 0.223	0.368 ± 0.337	0.551 ± 0.244	0.499 ± 0.275
PCA _{GYRO}	0.621 ± 0.19	0.655 ± 0.233	0.724 ± 0.214	0.668 ± 0.212
PCA _{MAG}	0.239 ± 0.204	0.268 ± 0.101	0.287 ± 0.118	0.264 ± 0.15
PCA _{ACC,GYRO}	0.621 ± 0.19	0.655 ± 0.233	0.724 ± 0.214	0.668 ± 0.212
PCA _{ACC,MAG}	0.235 ± 0.202	0.271 ± 0.102	0.291 ± 0.119	0.265 ± 0.15
PCA _{GYRO,MAG}	0.621 ± 0.19	0.655 ± 0.233	0.724 ± 0.214	0.668 ± 0.212
PCA _{ALL}	0.621 ± 0.19	0.655 ± 0.233	0.724 ± 0.214	0.668 ± 0.212
gesamt	0.524 ± 0.265	0.563 ± 0.26	0.62 ± 0.251	-

Tabelle 4.3: $|CC|_{\text{nach Lage}}$

Filter	Atmung _{spont.}	Atmung _{6Bpm}	Atmung _{18Bpm}	Atmung _{36Bpm}	alle Phasen
Madgwick	0.498±0.298	0.753±0.135	0.676±0.108	0.563±0.254	0.623±0.231
Kalman _{ACC}	0.57±0.119	0.667±0.193	0.784±0.136	0.767±0.124	0.697±0.166
Kalman _{ACC,MAG}	0.383±0.267	0.607±0.088	0.678±0.231	0.566±0.27	0.558±0.246
PCA _{ACC}	0.374±0.278	0.538±0.306	0.579±0.236	0.506±0.261	0.499±0.275
PCA _{GYRO}	0.596±0.272	0.787±0.142	0.703±0.12	0.585±0.229	0.668±0.212
PCA _{MAG}	0.206±0.159	0.296±0.071	0.35±0.177	0.205±0.13	0.264±0.15
PCA _{ACC,GYRO}	0.596±0.272	0.787±0.142	0.703±0.12	0.585±0.229	0.668±0.212
PCA _{ACC,MAG}	0.209±0.16	0.298±0.071	0.35±0.174	0.204±0.133	0.265±0.15
PCA _{GYRO,MAG}	0.596±0.272	0.787±0.142	0.703±0.12	0.585±0.229	0.668±0.212
PCA _{ALL}	0.596±0.272	0.787±0.142	0.703±0.12	0.585±0.229	0.668±0.212
gesamt	0.462±0.281	0.631±0.241	0.623±0.212	0.515±0.268	-

Tabelle 4.4: $|CC|_{\text{nach Phase}}$

4.2 Vergleich der Atemraten

In diesem Unterkapitel wird erläutert, wie aus den geschätzten Signalen und dem Referenzsignal die Atemraten gewonnen werden. Es werden die Bland-Altman-Diagramme der einzelnen Filter und die Tabellen des ME, MAE und NMSE vorgestellt

4.2.1 Atemraten-Erkennung

Zur Ermittlung der Atemrate der Filterausgänge und des Referenzsignals wurde die von Michael Klum entwickelte *resp - Freq* Funktion verwendet. Nach dem Setzen der entsprechenden Inputvariablen erstellt diese ein Spektrogramm für den Frequenzbereich von $3Hz$ bis $44Hz$ in Zeitfenstern von $30s$, welche zu 50% überlappen. Das Spektrogramm wird durch eine Schnelle-Fourier-Transformation für jedes Fenster berechnet. Anschließend werden die Frequenzen der Fenster über die Atemphase gemittelt.

4.2.2 Bland-Altman-Diagramm

Im Folgenden werden die Differenz zwischen der Atemrate des Referenzsignals und des geschätzten Signals gegen den Mittelwert der Atemrate aus Referenzsignal und geschätztem Wert in einem Bland-Altman-Diagramm aufgetragen

Zur Orientierung werden noch der Mittelwert der Differenz und deren Standardabweichung in jedem Graphen eingezeichnet:

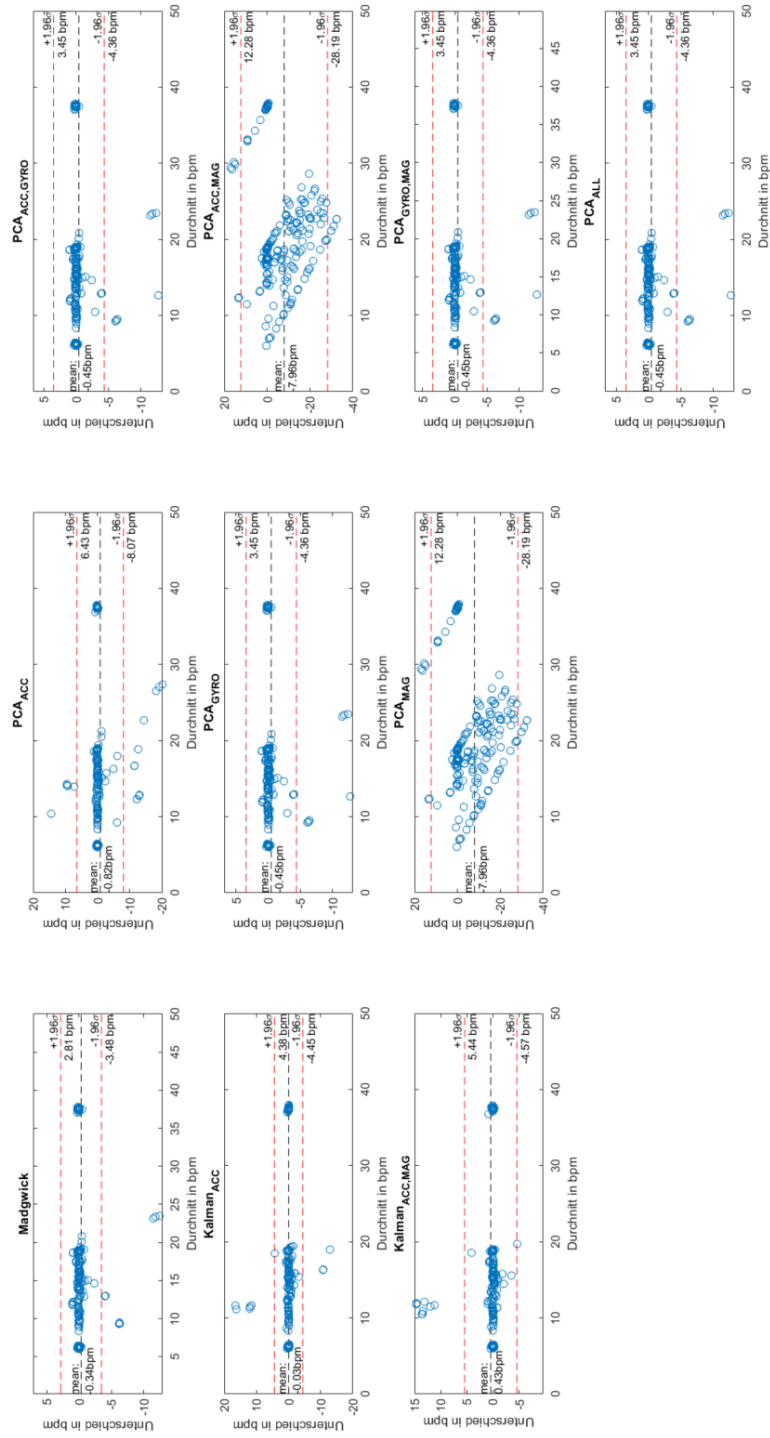


Abbildung 4.1: Bland-Altman-Diagramm

4.2.3 Mittlerer Fehler

Im Folgendem wird der mittlere Fehler zwischen der Atemrate des jeweiligen Filterausgangs und dem Referenzsignals vorgestellt. Dieser wurde berechnet wie in (2.5.3) beschrieben.

Die Ergebnisse werden in zwei Tabellen zusammengefasst welche den NMSE der verschiedenen Porbandenlagen und der verschiedenen Atemphasen zeigt. Dabei enthält jedes Feld den Mittelwert (erster Wert) und die Standardabweichung (zweiter Wert) des ME aller Probanden in jeweiliger Porbandelage oder Atemphase.

Filter	supine	latral	prone	alle Lagen
Madgwick	0.083 ± 0.106	0.951 ± 1.691	0.021 ± 0.016	0.376 ± 1.086
Kalman _{ACC}	0.329 ± 0.639	0.296 ± 0.6	0.043 ± 0.035	0.238 ± 0.529
Kalman _{ACC,MAG}	0.051 ± 0.078	0.998 ± 1.561	0.034 ± 0.019	0.386 ± 1.027
PCA _{ACC}	0.513 ± 0.91	1.912 ± 3.986	0.017 ± 0.012	0.872 ± 2.535
PCA _{GYRO}	0.089 ± 0.106	1.42 ± 2.816	0.016 ± 0.015	0.544 ± 1.783
PCA _{MAG}	8.767 ± 8.143	5.874 ± 5.887	7.535 ± 7.368	7.92 ± 7.136
PCA _{ACC,GYRO}	0.089 ± 0.106	1.42 ± 2.816	0.016 ± 0.015	0.544 ± 1.783
PCA _{ACC,MAG}	8.766 ± 8.144	5.876 ± 5.885	7.532 ± 7.367	7.919 ± 7.135
PCA _{GYRO,MAG}	0.089 ± 0.106	1.42 ± 2.816	0.016 ± 0.015	0.544 ± 1.783
PCA _{ALL}	0.089 ± 0.106	1.42 ± 2.816	0.016 ± 0.015	0.544 ± 1.783
gesamt	1.886 ± 4.97	2.16 ± 3.915	1.524 ± 4.409	-

Tabelle 4.5: ME_{nach Lage}

Filter	Atmung _{spont.}	Atmung _{6Bpm}	Atmung _{18Bpm}	Atmung _{36Bpm}	alle Phasen
Madgwick	0.265±0.431	0.749±1.724	0.078±0.11	0.037±0.057	0.376±1.086
Kalman _{ACC}	0.583±0.784	0.052±0.058	0.068±0.07	0.039±0.061	0.238±0.529
Kalman _{ACC,MAG}	0.453±1.053	0.04±0.06	0.589±1.342	0.076±0.084	0.386±1.027
PCA _{ACC}	0.661±0.998	1.695±4.041	0.093±0.154	0.067±0.087	0.872±2.535
PCA _{gyro}	0.271±0.425	1.216±2.873	0.077±0.114	0.034±0.057	0.544±1.783
PCA _{MAG}	7.534±6.958	11.555±7.958	1.479±2.351	1.683±3.071	7.92±7.136
PCA _{ACC,gyro}	0.271±0.425	1.216±2.873	0.077±0.114	0.034±0.057	0.544±1.783
PCA _{ACC,MAG}	7.535±6.959	11.552±7.955	1.479±2.351	1.682±3.072	7.919±7.135
PCA _{gyro,MAG}	0.271±0.425	1.216±2.873	0.077±0.114	0.034±0.057	0.544±1.783
PCA _{ALL}	0.271±0.425	1.216±2.873	0.077±0.114	0.034±0.057	0.544±1.783
gesamt	2.561±4.863	4.331±6.732	0.558±1.462	0.504±1.772	-

Tabelle 4.6: ME_{nach Phase}

4.2.4 Mittlerer absoluter Fehler

Im Folgendem wird der mittlere absolute Fehler zwischen der Atemrate des jeweiligen Filterausgangs und dem Referenzsignals vorgestellt. Dieser wurde berechnet wie in (2.5.4) beschrieben.

Die Ergebnisse werden in zwei Tabellen zusammengefasst, welche den NMSE der verschiedenen Porbandenlagen und der verschiedenen Atemphasen zeigt. Dabei enthält jedes Feld den Mittelwert (erster Wert) und die Standardabweichung (zweiter Wert) des MAE aller Probanden in jeweiliger Porbandelage oder Atemphase.

Filter	supine	latral	prone	alle Lagen
Madgwick	0.255±0.245	0.998±1.676	0.085±0.046	0.472±1.074
Kalman _{ACC}	0.424±0.645	0.475±0.922	0.132±0.066	0.362±0.677
Kalman _{ACC,MAG}	0.218±0.147	1.179±1.732	0.118±0.064	0.535±1.132
PCA _{ACC}	0.619±0.941	2.382±4.018	0.076±0.042	1.093±2.621
PCA _{GYRO}	0.247±0.223	1.47±2.798	0.083±0.045	0.637±1.766
PCA _{MAG}	8.823±8.08	6.609±5.682	7.767±7.309	8.279±6.964
PCA _{ACC,GYRO}	0.247±0.223	1.47±2.798	0.083±0.045	0.637±1.766
PCA _{ACC,MAG}	8.822±8.081	6.604±5.684	7.763±7.309	8.276±6.965
PCA _{GYRO,MAG}	0.247±0.223	1.47±2.798	0.083±0.045	0.637±1.766
PCA _{ALL}	0.247±0.223	1.47±2.798	0.083±0.045	0.637±1.766
gesamt	2.015±4.927	2.413±3.995	1.627±4.435	-

Tabelle 4.7: MAE_{nach Lage}

Filter	Atmung _{spont.}	Atmung _{6Bpm}	Atmung _{18Bpm}	Atmung _{36Bpm}	alle Phasen
Madgwick	0.447±0.462	0.848±1.685	0.148±0.155	0.123±0.141	0.472±1.074
Kalman _{ACC}	0.829±0.99	0.177±0.125	0.14±0.134	0.113±0.137	0.362±0.677
Kalman _{ACC,MAG}	0.757±1.308	0.158±0.125	0.66±1.337	0.167±0.17	0.535±1.132
PCA _{ACC}	1.213±1.575	1.798±3.999	0.157±0.181	0.136±0.15	1.093±2.621
PCA _{GYRO}	0.444±0.45	1.317±2.831	0.147±0.161	0.12±0.141	0.637±1.766
PCA _{MAG}	8.076±6.819	11.622±7.908	1.85±2.416	1.879±3.082	8.279±6.964
PCA _{ACC,GYRO}	0.444±0.45	1.317±2.831	0.147±0.161	0.12±0.141	0.637±1.766
PCA _{ACC,MAG}	8.077±6.82	11.62±7.906	1.845±2.413	1.875±3.081	8.276±6.965
PCA _{GYRO,MAG}	0.444±0.45	1.317±2.831	0.147±0.161	0.12±0.141	0.637±1.766
PCA _{ALL}	0.444±0.45	1.317±2.831	0.147±0.161	0.12±0.141	0.637±1.766
gesamt	2.938±4.913	4.411±6.697	0.682±1.557	0.595±1.805	-

Tabelle 4.8: MAE_{nach Phase}

4.2.5 Normalisierter mittlerer quadratischer Fehler

Im Folgendem wird der normalisierte mittlere quadratische Fehler zwischen der Atemrate des jeweiligen Filterausgangs und dem Referenzsignals vorgestellt. Dieser wurde berechnet wie in (2.5.5) beschrieben.

Die Ergebnisse werden in zwei Tabellen zusammengefasst, welche den NMSE der verschiedenen Porbandenlagen und der verschiedenen Atemphasen zeigt. Dabei enthält jedes Feld den Mittelwert (erster Wert) und die Standardabweichung (zweiter Wert) des NMSE aller Probanden in jeweiliger Porbandelage oder Atemphase.

Filter	supine	lateral	prone	alle Lagen
Madgwick	0.249±0.432	12.008±27.292	0.014±0.016	4.382±17.038
Kalman _{ACC}	1.81±4.071	1.646±4.206	0.037±0.044	1.246±3.526
Kalman _{ACC,MAG}	0.056±0.062	4.744±7.469	0.034±0.04	1.725±4.942
PCA _{ACC}	3.318±6.682	53.353±121.478	0.009±0.009	20.242±75.731
PCA _{GYRO}	0.262±0.411	27.537±65.192	0.014±0.018	9.932±40.541
PCA _{MAG}	291.901±412.92	190.917±363.013	304.164±520.4	281.064±442.07
PCA _{ACC,GYRO}	0.262±0.411	27.537±65.192	0.014±0.018	9.932±40.541
PCA _{ACC,MAG}	291.804±412.712	190.885±362.956	304.104±520.27	280.997±441.935
PCA _{GYRO,MAG}	0.262±0.411	27.537±65.192	0.014±0.018	9.932±40.541
PCA _{ALL}	0.262±0.411	27.537±65.192	0.014±0.018	9.932±40.541
gesamt	59.018±214.872	56.37±181.686	60.842±258.017	-

Tabelle 4.9: NMSE_{nach Lage}

Filter	Atmung _{spont.}	Atmung _{6Bpm}	Atmung _{18Bpm}	Atmung _{36Bpm}	alle Phasen
Madgwick	0.99±1.69	11.38±27.51	0.07±0.23	0.06±0.23	4.38±17.04
Kalman _{ACC}	3.47±5.28	0.12±0.22	0.06±0.23	0.06±0.23	1.25±3.53
Kalman _{ACC,MAG}	2.57±6.06	0.11±0.22	2.32±5.5	0.06±0.23	1.73±4.94
PCA _{ACC}	6.47±9.1	50.31±122.55	0.07±0.23	0.06±0.23	20.24±75.73
PCA _{gyro}	1.01±1.67	26.9±65.44	0.07±0.23	0.06±0.23	9.93±40.54
PCA _{MAG}	82.68±97.43	698.19±518.25	4.71±10.22	1.63±2.96	281.06±442.07
PCA _{ACC,gyro}	1.01±1.67	26.9±65.44	0.07±0.23	0.06±0.23	9.93±40.54
PCA _{ACC,MAG}	82.69±97.44	698±518.08	4.71±10.22	1.62±2.96	281±441.93
PCA _{gyro,MAG}	1.01±1.67	26.9±65.44	0.07±0.23	0.06±0.23	9.93±40.54
PCA _{ALL}	1.01±1.67	26.9±65.44	0.07±0.23	0.06±0.23	9.93±40.54
gesamt	26.05±62.54	223.59±410.59	1.66±6.08	0.45±1.71	-

Tabelle 4.10: NMSE_{nach Phase}

5 Zusammenfassung der Ergebnisse

In diesem Kapitel erfolgt eine Zusammenfassung der Ergebnisse, welche im Kapitel 4 - Ergebnisse vorgestellt wurden.

Hier soll ermittelt werden, welcher der Filter- und Sensorkombinationen in den unterschiedlichen Situationen (Probandenlage und Atemphase) die Atemkurve am besten schätzt.

5.1 Kalman-Filter

Aus den Tabellen (4.3) und (4.4) ist zu entnehmen, dass der Kalman-Filter mit Korrektur des Accelerometers insgesamt über alle Atemphasen und Lagen mit einem mittleren $|CC|$ von 0.697 das Referenzsignal am präziesesten schätzt. Die geringe mittlere Standardabweichung von 0.166 des $Kalman_{ACC}$ weist auf eine zuverlässigere Vorhersage der Atemkurve hin als bei der, im Mittel ähnlich guten, PCA mit Gyroskopdatenanteil

Besonders in den Atemphasen mit höherer Respirationsrate ($18Bpm$ und $36Bpm$) besteht ein größerer linearer Zusammenhang als bei den anderen Filtern.

Des Weiteren zeigt sich, dass nach einer Vorhersage der Orientierung durch Gyroskopdaten sich die Korrektur nur durch das Accelerometer (2.3.3) gegen eine kompliziertere Methode einer Korrektur aus Accelerometer und Magnetometerdaten (2.3.4) durchsetzt.

Es lässt sich an den Tabellen (4.1) und (4.2) erkennen, dass das Vorzeichen des Korrelationskoeffizienten beim Kalman-Filter zwischen den Lagen des Probanden wechselt. Dies führt trotz hoher Präzision innerhalb der Lage zu einem schlechten gesamt CC im Vergleich zu den anderen Filtern.

Auch zur Atemratenerkennung eignet sich der Kalman-Filter, mit Korrektur des Accelerometers, am besten mit einem MAE von 0,239 im Mittel, über alle Atemphasen

und Lagen schätzt der Kallman_{ACC} diese am besten. Jedoch liegen die Mittel des MAE aller Filter außer PCA_{MAG} und Madgwick alle in der Standardabweichung des Kallman_{ACC} von 0,533

5.2 Madgwick-Filter

Die Leistungsfähigkeit des Madgwick-Filters liegt mit einem Mittel über alle Atemphasen und Lagen des $|CC|$ von 0.623 und einer Standardabweichung von 0.231 hinter dem Kalman-Filter mit Accelerometer-Korrektur und der PCA mit Gyroskopdaten. Jedoch zeigt sich bei der Betrachtung des CC in den Tabellen (4.1) und (4.4), dass der Madgwick-Filter deutlich weniger Probleme mit Vorzeichenwechseln des CC bei unterschiedlicher Probandenlage aufweist.

Die Atemratenerkennung funktioniert bei dem Madgwick-Filter besser mit einem ME von 0.376 und einem MAE von 0.472. Über alle Probandenlagen und Atemphasen zeigt nur der Kalman_{ACC} eine bessere Leistung. Der Bland-Altman-Diagramm (4.1) des Madgwick-Filters weist eine hohe Streuung auf im Vergleich mit dem Kalman-Filter und der Hauptkomponentenanalyse mit Gyroskopdatenanteil.

5.3 Hauptkomponentenanalyse

An der Hauptkomponentenanalyse über die einzelnen Sensoren und deren Kombinationen lässt sich erkennen, dass mit einem mittleren $|CC|$ über alle Probandenlagen und Atemphasen von 0.668 aus den Tabellen (4.3) und (4.4) bei der Hauptkomponentenanalyse das Gyroskop der ausschlaggebende Sensor zur Schätzung der Atemkurve ist. Die PCA ohne Gyroskop schneiden deutlich schlechter ab. Sobald dieses mit eingeschlossen wird, erreicht jede Kombination von Sensoren den gleichen Mittelwert des $|CC|$ von 0.668 wie das Gyroskop als alleiniger Eingang.

Die PCA_{ACC} und PCA_{MAG} weisen mit 0.262 und 0.264 nur einen schwachen linearen Zusammenhang mit dem Referenzsignal auf.

Diese Aussage bestätigt sich durch das Bland-Altman-Diagramm, in dem die Diagramme der Hauptkomponentenanalyse mit Gyroskopdatenanteil identisch sind.

5.4 Vergleich von Lagen und Atemphasen

Die Rückenlage und die Seitenlage unterscheiden sich im Mittelwert und der Standardabweichung über den $|CC|$ aller Filter kaum. In der Bauchlage schätzten die Filter jedoch deutlich besser das Referenzsignal. Dies zeigt ein höherer Mittelwert des $|CC|$ von 0.62 bei ähnlicher Standardabweichung.

Bei den Atemphasen erkennt man, dass die Atemkurve bei einer niedrigen und mittleren Atemrate am besten geschätzt werden kann. Die Atemphase bei *6bpm* und *18bpm* weist den höchsten Korrelationskoeffizienten auf. Am schwierigsten ist jedoch die Atemkurvenschätzung bei spontaner Atmung.

An dem Unterschied von den Tabellen (4.3), (4.4) und (4.1), (4.2) zeigt sich, dass bei der Rückenlage [*supine*] und der Bauchlage [*prone*] das Vorzeichen des CC besonders stark wechselt.

Bei der Erkennung der Atemrate zeigt auch die Bauchlage den geringsten Fehler. Jedoch fällt eine Atemratenerkennung bei spontaner Atmung und langsamer Atemfrequenz von *6bpm* schwer.

6 Diskussion

In dieser Arbeit sollte untersucht werden, ob der Kalman-Filter, der Madgwick-Filter oder die Hauptkomponentenanalyse sich besser dazu eignen, aus den Daten von MARG-Sensoren (1.3) einer inertialen Messeinheit das Referenzsignal eines Pneumotachometers zu schätzen.

Das Bland-Altman-Diagramm, der Korrelationskoeffizient und die Fehler bei der Atemratenerkennung der PCA_{MAG} zeigen, dass Magnetometer nicht dazu geeignet sind, eine Atemkurve zu schätzen. Auch wenn der Kalman-Filter die Korrektur mit dem Magnetometer zusätzlich zu dem Accelerometer vornimmt, verliert er an Präzision. Dies könnte auch die schlechtere Leistung des Madgwick-Filters im Vergleich mit dem $\text{Kalman}_{\text{ACC}}$ und der Hauptkomponentenanalyse mit Gyroskopdatenanteil erklären. Während die Schätzung von $\text{Kalman}_{\text{ACC}}$ die Magnetometerdaten nicht miteinbezieht, kann die PCA eine Hauptkomponente wählen, die nicht von diesen beeinflusst wird. Der Madgwick-Filter ist jedoch in dem Fall gezwungen, die Magnetometerdaten miteinzubeziehen (??) .

Die Ergebnisse zeigen, dass ein Kalman-Filter zur Ermittlung der absoluten Orientierung der inertialen Messeinheit die Präzision der Schätzung erhöht. Eine Hauptkomponentenanalyse von dieser Orientierung schätzt die Atemkurve besser als eine PCA der Rohdaten. Dennoch ermöglicht die PCA eine genauere Schätzung bei geringeren Programmieraufwand als den Madwick-Filter oder der $\text{Kalman}_{\text{ACC,MAG}}$.

Es treten jedoch einige Effekte auf, die die Qualität des zugrunde liegenden Datensatzes in Frage stellen:

Das stark wechselnde Vorzeichen innerhalb der verschiedenen Probandenlagen kann von Bewegungen der Probanden oder unterschiedlicher Lage der inertialen Messeinheit bei den einzelnen Probanden hervorgerufen worden sein.

Die schlechteren $|\text{CC}|$ und höheren Fehler beim Schätzen der Atemrate, wenn die Probanden spontan atmen, könnte damit darauf schließen lassen, dass diese ohne Taktvorgabe flacher und unregelmäßiger atmen.

7 Aussicht

Aus den Ergebnissen und der Diskussion dieser Arbeit ergeben sich verschiedene Möglichkeiten diese Arbeit zu erweitern:

Da der Datensatz, welcher als Grundlage dieser Arbeit dient, auf einer Messstudie mit nur fünf Probanden beruht und möglicherweise Ungenauigkeiten bei der Lage der inertialen Messeinheit aufweist, ist die Aussagekraft der Ergebnisse eingeschränkt. Um die Filter genauer zu untersuchen, müssen diese anhand eines größeren Datensatzes verglichen werden.

Der Kalman-Filter zeigt den meisten sich am besten geeignet zur Schätzung einer Atemkurve aus MARG-Signalen. Dabei spielt jedoch die richtige Korrektur der Schätzung eine wichtige Rolle. Diese Arbeit vergleicht zwei dieser Korrekturen: eine auf der Basis von Accelerometerdaten und eine auf Basis von Accelerometer- und Magnetometerdaten. Der deutliche Unterschied in der Präzision des Kalman-Filters mit den unterschiedlichen Korrekturen zeigt, dass diese noch weiter untersucht werden sollten.

Zusätzlich könnte auf dieser Arbeit aufbauend Software entwickelt werden, welche aus den geschätzten Signalen der Filter Apnoen erkennt, um so eine ambulante Überwachung des Schlafes zu ermöglichen.

Abbildungsverzeichnis

1.1	Expirationsstellung (schwarz) zur Inspirationsstellung der Bauchatmung [The77]	7
1.2	Bewegung des Brustkorbes bei der Brustatmung [Mic]	8
2.1	Madgwick Flussdiagramm	17
2.2	Kalman-Flussdiagramm	22
3.1	Signalpfad Flussdiagramm	27
4.1	Bland-Altman-Diagramm	41

Tabellenverzeichnis

1.1	Signale und deren Abtastraten	5
1.2	Lage und Atemphasen der Pobandenstudie	5
1.3	Metadaten der Probanden	6
3.1	Filterarten und deren Ausgänge	31
4.1	$CC_{\text{nach Lage}}$	35
4.2	$CC_{\text{nach Phase}}$	36
4.3	$ CC _{\text{nach Lage}}$	38
4.4	$ CC _{\text{nach Phase}}$	39
4.5	$ME_{\text{nach Lage}}$	43
4.6	$ME_{\text{nach Phase}}$	44
4.7	$MAE_{\text{nach Lage}}$	46
4.8	$MAE_{\text{nach Phase}}$	47
4.9	$NMSE_{\text{nach Lage}}$	49
4.10	$NMSE_{\text{nach Phase}}$	50

Literatur

- [Ben+09] Jacob Benesty u. a. „Pearson correlation coefficient“. In: *Noise reduction in speech processing*. Springer, 2009, S. 1–4.
- [BF03] T Douglas Bradley und John S Floras. „Sleep apnea and heart failure: Part II: central sleep apnea“. In: *Circulation* 107.13 (2003), S. 1822–1826.
- [Bun17] Statistisches Bundesamt. „Diagnosedaten der Krankenhäuser ab 2000“. In: *ICD10-3-Steller, Art der Standardisierung Info*. 2017.
- [Bun19] Alexandru-Nicolae Bunde. „Regression von Atmungssignalen mittels Long Short Term Memory Networks“. Magisterarb. TU-Berlin, Aug. 2019.
- [Ces+19] Ambra Cesareo u. a. „Assessment of Breathing Parameters Using an Inertial Measurement Unit (IMU)-Based System“. In: *Sensors* 19.1 (2019), S. 88.
- [Fis10] Christopher J Fisher. „Using an accelerometer for inclination sensing“. In: *AN-1057, Application note, Analog Devices* (2010), S. 1–8.
- [Guo+17] Siwen Guo u. a. „Novel MARG-Sensor Orientation Estimation Algorithm Using Fast Kalman Filter“. In: *Journal of Sensors* 2017 (Mai 2017). DOI: 10.1155/2017/8542153.
- [HDE] Hendrik Hellmers, Nicolas Diefenbach und Andreas Eichhorn. „IMU/UWB Sensorfusion für die Indoor-Positionierung von fahrbaren Plattformen“. In: ().
- [Hei+01] H Hein u. a. „Leitlinie zur Diagnostik und Therapie schlafbezogener Atmungsstörungen beim Erwachsenen“. In: *Pneumologie* 55.07 (2001), S. 339–342.
- [Hor87] Berthold KP Horn. „Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions“. In: *Josa a* 4.4 (1987), S. 629–642.
- [Jol11] Ian Jolliffe. *Principal component analysis*. Springer, 2011.
- [Kus+05] Clete A Kushida u. a. „Practice parameters for the indications for polysomnography and related procedures: an update for 2005“. In: *Sleep* 28.4 (2005), S. 499–523.
- [Mar18] David Joseph Martens. „Digitales Stethoskop zur Approximation respiratorischer und kardiovaskulärer Bioparameter“. Magisterarb. TU-Berlin, Apr. 2018.

- [MHV11] Sebastian OH Madgwick, Andrew JL Harrison und Ravi Vaidyanathan. „Estimation of IMU and MARG orientation using a gradient descent algorithm“. In: *2011 IEEE international conference on rehabilitation robotics*. IEEE. 2011, S. 1–7.
- [Mic] Udo Schumacher Michael Schünke Erik Schulte. *Bewegungen des Brustkorbs während der Brust- oder Rippenatmung (sternokostale Atmung)*. URL: <https://eref.thieme.de/cockpits/clAna0001clRettungsdienst0001/0/coAna00006/4-1737>.
- [Sar16] Omid Sarbishei. „On the accuracy improvement of low-power orientation filters using IMU and MARG sensor arrays“. In: *2016 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)*. IEEE. 2016, S. 1542–1545.
- [SEM18] HANNES SARDEMANN, ANETTE ELTNER und HANS-GERD MAAS. „Erfassung von Geometriedaten kleiner Flüsse mit einem unbemannten Wasserfahrzeug als Multisensor-Plattform“. In: *Publikationen der Deutschen Gesellschaft für Photogrammetrie, Fernerkundung und Geoinformation eV, T. Kersten (Hrsg.)* 27 (2018).
- [She+17] Chien-Lung Shen u. a. „Respiratory Rate Estimation by Using ECG, Impedance, and Motion Sensing in Smart Clothing“. In: *Journal of medical and biological engineering* 37.6 (2017), S. 826–842.
- [The77] G Thews. „Lungenatmung“. In: *Physiologie des Menschen*. Springer, 1977, S. 452–486.
- [Wu+18] Jin Wu u. a. „A Super Fast Attitude Determination Algorithm for Consumer-Level Accelerometer and Magnetometer“. In: *IEEE Transactions on Consumer Electronics* (Juli 2018), S. 1. DOI: 10.1109/TCE.2018.2859625.
- [Yoo+14] Ja-Woong Yoon u. a. „Improvement of Dynamic Respiration Monitoring Through Sensor Fusion of Accelerometer and Gyro-sensor“. In: *Journal of Electrical Engineering and Technology* 9 (Jan. 2014). DOI: 10.5370/JEET.2014.9.1.334.