

# Methoden zum Monitoring des zirkadianen Rhythmus im Alltag<sup>1</sup>

Florian Wahl<sup>2</sup>

**Abstract:** Unsere innere Uhr, die zirkadiane Uhr, regelt wann Aktivitäten im Körper stattfinden und bestimmt so z.B. wann wir die höchste Konzentrationsfähigkeit haben. Die zirkadiane Phase wird durch den Zeitpunkt und die Intensität von Lichtexposition verändert. Im Alltag stellt die Synchronisation von interner und externer Uhr eine zunehmende Herausforderung dar. Ein Leben gegen die innere Uhr birgt negative gesundheitliche Konsequenzen. Bisher kann die zirkadiane Phase nur mit erheblichem Aufwand gemessen werden. Ziel der Dissertation ist es Methoden zur Beobachtung der inneren Uhr im Alltag zu erforschen. Wir entwickeln dafür personalisierte Datenbrillen, welche Alltagsaktivitäten des Trägers erkennen und so z.B. vor Bildschirmbenutzung bei Nacht warnen können. Des Weiteren schätzen wir die Lichtexposition mit Smartphones, um so die Verschiebung der inneren Uhr vorherzusagen. Wir verwenden Daten von Smartphones, um Schlaf-Wach Zeiten zu erkennen. Expertenmodelle werden mit datengetriebenen Modellen kombiniert, um die Ergebnisse zu verbessern und Vorhersagen in relevante Domänen übersetzen.

## 1 Einleitung

### 1.1 Zirkadiane Rhythmen

Unser Tagesablauf wurde bereits in der Steinzeit vom Tag-Nacht-Rhythmus beeinflusst. Menschen sind tagaktiv, da die Chance zu überleben und Fressfeinde zu besiegen bei Tage höher ist als in der Nacht. Die Nacht wird dann genutzt, um sich zurückzuziehen und zu erholen. Da die Tageszeit so wichtig für unser Überleben war, haben sich unsere Körper angewöhnt, sich dem Tag-Nacht-Rhythmus anzupassen. Zirkadiane Rhythmen haben eine Periode von ungefähr einem Tag (vom lateinischen *circa diem*). Im Menschen passt sich die zirkadiane Phase dem natürlichen Tag-Nacht-Rhythmus an. Dabei wird die zirkadiane Phase durch das Timing und die Intensität von Licht angelernt. Dabei wird die zirkadiane Phase komprimiert oder expandiert und so die innere Uhr vor- oder rückwärts gestellt. Die Hauptuhr sitzt dabei im Nucleus suprachiasmaticus (SCN), welcher hell/dunkel Informationen über einen direkten Kommunikationskanal zu den Augen erhält. Zeitinformationen werden dann vom SCN an Zellen und Organe im Körper weitergegeben.

Die Phase der inneren Uhr im Vergleich zur Uhrzeit der Außenwelt variiert von Person zu Person. Diese persönliche Präferenz wird im Chronotyp ausgedrückt. Der Chronotyp variiert von früh (Lerche) bis spät (Eule) und kann geschätzt werden, z.B. mit dem Munich Chronotype Questionnaire [Ro07]. Der Chronotyp verändert sich während eines

---

<sup>1</sup> Englischer Titel der Dissertation: "Methods for monitoring the human circadian rhythm in free-living"

<sup>2</sup> Technologie Campus Grafenau, Technische Hochschule Deggendorf, florian.wahl@gmail.com

Menschenlebens. So haben Kinder im Mittel eine frühere zirkadiane Phase, Heranwachsende eine spätere und mit fortschreitendem Erwachsenenalter verschiebt sich die Phase im Mittel wieder mehr nach vorne.

Fast alle Funktionen des Körpers hängen von der inneren Uhr ab. So haben z.B. physische Stärke oder fokussiertes Denken jeweils einen täglichen Höhepunkt. Wenn die zirkadiane Phase bekannt ist, könnte für jede dieser Aktivitäten die optimale Uhrzeit berechnet werden und so die eigene Leistung maximiert werden. Jedoch ist es aufgrund der vielen verschiedenen Verbindlichkeiten unseres Alltags oftmals schwierig innere und soziale Uhren zu synchronisieren.

Als „sozialen Jetlag“ beschreibt man die Zeitverschiebung zwischen interner (zirkadianer) und externer (Uhrzeit der Umgebung) Uhr. Wer regelmäßig gegen seine innere Uhr lebt, nimmt Gesundheitsrisiken auf sich, z.B. eine höhere Chance übergewichtig zu sein oder an Krebs zu erkranken. Künstliches Licht ist ein wesentlicher Ursprung für sozialen Jetlag, besonders künstliches Licht aus LED-Lichtquellen. Diese haben einen erhöhten Lichtanteil im blauen Spektralbereich, welcher die Phase der inneren Uhr besonders stark beeinflusst. Die Messung der zirkadianen Phase ist notwendig, um sozialen Jetlag zu minimieren.

Zur Bestimmung der zirkadianen Phase gibt es einerseits Labormethoden, welche invasiv und kostenintensiv, aber genau sind, und andererseits Aktigraphie und Fragebögen, welche zwar eine Schätzung der zirkadianen Phase im Alltag erlauben, aber kein detailliertes und genaues Ergebnis liefern. Ziel der Dissertation [Wa19] ist es, mit neuen Messmethoden und Algorithmen Ansätze zu schaffen, welche ein kontinuierliches Monitoring der zirkadianen Phase im Alltag erlauben.

Die Dissertation liefert folgende Beiträge: 1) Eine personalisierte, 3D-gedruckte Brille, welche mit einem multi-modalen Sensorsystem ausgestattet ist und Alltagsaktivitäten erkennen sowie Lichtexposition im Alltag messen kann. 2) Die Erkennung von Schlaf-Wach-Mustern sowie Schätzung von Lichtexposition mit Smartphones. 3) Neue Algorithmen zur Schätzung von Schlaf-Wach-Mustern und der Verschiebung der zirkadianen Phase aufgrund von Lichtexposition. Dabei werden Methoden des maschinellen Lernens mit Expertenmodellen kombiniert. Die Beiträge können in Kombination verwendet werden, um die innere Uhr des Menschen im Alltag zu beobachten. Die vorgeschlagenen Methoden sind dabei genauer und kosteneffizienter als die bisherigen Methoden.

## **2 Personalisierte intelligente Brillen**

Der Kopf ist eine hervorragende Messposition, da viele physiologische Größen am Kopf messbar sind. Zahlreiche Aktivitäten lassen sich am charakteristische Bewegungsmuster des Kopfes erkennen (z.B. Laufen). Die Schwierigkeit besteht darin, die Sensoren so am Kopf anzubringen, dass eine Stigmatisierung des Trägers vermieden wird. Gleichzeitig stellen Brillen ein bereits gesellschaftlich akzeptiertes, am Kopf getragenes Accessoire dar. Dank der fortschreitenden Miniaturisierung von Elektronik ist es heute möglich, Sensorik in ein Brillengestell zu integrieren. Jedoch muss der Tragekomfort und die Anpassung an den Kopf des Trägers weiterhin gewährleistet sein. Reguläre Brillen werden durch Erhitzen

und Biegen an den Kopf des Trägers angepasst. Die integrierte Sensorik würde der Hitze und mechanischen Kräften eines solchen Verfahrens nicht standhalten. Jedoch erlauben neuartige additive Produktionsmethoden eine günstige Individualisierung bereits in der Produktion. Da im Gegensatz zum Spritzgussverfahren beim 3D-Druck keine teure Form benötigt wird, entstehen durch die kleinen Veränderungen keine zusätzlichen Kosten. Um diesen Vorteil des 3D-Drucks zu nutzen, haben wir einen digitalen Anpassungsprozess für Brillen entwickelt [Wa17]. Dieser passt die Brillenform bereits vor der Herstellung an den Kopf des Trägers an. So können verschiedene Sensoren im Brillengestell untergebracht werden ohne von Außenstehenden wahrgenommen zu werden. Dafür passen wir ein parametrisiertes CAD-Modell an den Kopf des Trägers an.

Unser digitaler Entwicklungsprozess besteht aus vier Schritten: 1) Messung von drei anthropometrischen Parametern am Kopf des Trägers. 2) Erstellung eines digitalen Kopfmodells mit der Open-Source Software MakeHuman. 3) Anpassung des parametrisierten CAD-Modells an das digitale Kopfmodell. 4) Druck des Brillengestells und Integration der Sensortechnologie. Mit der so erstellten Sensorbrille lassen sich eine ganze Reihe an Anwendungen, besonders im Bereich Gesundheit und Sport, realisieren. So ist es möglich Aktivitäten des täglichen Lebens [WFA15], Bildschirmnutzung [WKA17] und Kaubewegungen [ZBA16] zu erkennen. Dabei ist es von Vorteil, dass die von uns entwickelte Brille, im Gegensatz zu anderen Datenbrillen wie z.B. Google Glass, für Außenstehende wie eine gewöhnliche Brille aussieht. So kann das Risiko der Stigmatisierung des Trägers minimiert werden.

Der Prozess wurde mit Hilfe einer Simulation und eines Realversuchs evaluiert. Für die Simulation wurden neun Kopfmodelle erstellt, welche jeweils auf das 1., 50. und 99. Perzentil der drei Kopfparameter gesetzt sind. Nach der Anpassung des CAD-Modells an die Kopfmodelle wurden die Brillengestelle an einem Punkt an der Nase des Kopfmodells ausgerichtet. Mit einer Interferenzanalyse wurde verifiziert, dass sich Kopf- und Brillenmodelle nicht überlappen. Für den Realversuch wurden vier Probanden rekrutiert, welche bereits Brillenträger sind. Für jeden Probanden wurde ein personalisiertes Brillengestell angefertigt. Die Probanden trugen die Brille für einen Tag und füllten anschließend einen Fragebogen zu Passform und Tragekomfort, auch im Vergleich zur ihrer eigenen Brille, aus. Die Probanden bewerteten den Tragekomfort der gedruckten Brillen als angenehm (4,25 von 5 Punkten). Im Vergleich zur eigenen Brille empfanden die Probanden den Tragekomfort der gedruckten Brillengestelle als vergleichbar.

### **3 Erkennung von Aktivitäten des täglichen Lebens**

Um zu wissen, welche Aktivitäten zu einer ungewünschten Verschiebung der zirkadianen Phase führen, muss der tägliche Ablauf bekannt sein. Eine Erkennung von Aktivitäten des täglichen Lebens (ADLs) ist mit Hilfe von Bewegungssensoren möglich. Ein Kapitel der Dissertation [WFA15] zeigt die Integration solcher Sensoren in ein Brillengestell und beschreibt Methoden zur Erkennung von ADLs.

Zur Integration in die Brille entwickelten wir eine Hardwarearchitektur, welche aus einem Mikrocontroller mit integrierter Bluetooth-Kommunikation, Flashspeicher, Batterie, Lade-

controller, inertialer Messeinheit, Lichtsensor und Herzratensensor besteht. Für den ersten Prototyp wurde die gesamte Elektronik an einem regulären Brillengestell angebracht. In einer späteren Iteration wurde die Elektronik dann in einem 3D-gedruckten Brillengestell untergebracht, so dass von außen nicht mehr erkennbar war, dass es sich um eine mit Sensorik ausgestattete Brille handelt.

Zur Klassifizierung von ADLs verwendeten wir Gaußsche Mixtur-Modelle (GMM). Unser Modell ist in der Lage neun Gruppen von ADLs zu unterscheiden. Diese bestehen aus Essen, Laufen, Zähneputzen, Treppensteigen, Joggen, Radfahren, Lesen, Bildschirmarbeit und Putzen. Zur Erkennung werden die Daten standardisiert und normiert und anschließend mit einem gleitenden Fenster (Größe 30 s, Schrittweite 1 s) segmentiert. Danach werden die  $L^2$  Normen von Beschleunigung und Drehrate ermittelt. Nun werden für jede Achse (x, y, z, und  $L^2$  Norm) der Beschleunigung und Drehrate 25 Merkmale (z.B. Mittelwert, Maximum, etc.) berechnet. Aus den resultierenden 175 Merkmalen werden mit Hilfe der Hauptkomponentenanalyse 78 Merkmale selektiert, sodass 99,9% der Varianz in den Daten erklärbar bleibt. Für jede ADL Gruppe wird ein GMM verwendet, um die Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu dieser Aktivität zu bestimmen. Alle Modelle berechnen die Wahrscheinlichkeit wobei sich das Modell mit der höchsten Wahrscheinlichkeit durchsetzt. Da es aber auch möglich ist, dass keine der modellierten Aktivitäten, sondern eine ganz andere Aktivität, ausgeführt wird, haben wir den Klassifizierer um eine Minimalgrenze erweitert. Erreicht keine der modellierten Aktivitäten die geforderte Minimalwahrscheinlichkeit, so wird die sogenannte Nullklasse als Aktivität erkannt.

Zur Evaluierung wurde ein Versuch mit neun Probanden durchgeführt. Diese wurden mit einer Brille und einem tragbaren EKG Referenzmessgerät ausgestattet. Jeder Proband führte einen vorgeschriebenen Tagesablauf aus. Dabei annotierte ein Beobachter die jeweilige Aktivität. Die Aufzeichnungen starteten mit einem Frühstück und endeten mit einem Spaziergang nach dem Abendessen. Es wurden verschiedene Aktivitäten aus allen genannten ADL-Gruppen aufgezeichnet. So entstand eine Datenmenge von insgesamt 66,08 h. Für die gesamte Evaluierung wurde Leave-One-Participant-Out Kreuzvalidierung verwendet.

Ein GMM mit drei Komponenten je Klasse und diagonaler Kovarianzmatrix stellte für uns den besten Kompromiss zwischen Rechenaufwand und Erkennungsleistung dar. Für alle ADL-Gruppen außer Radfahren lag die Erkennungsleistung über 80% mit einem Mittel von 77% über alle Klassen. Mit einer solchen kontinuierlichen Aktivitätserkennung wäre es problemlos möglich, den Alltag des Brillenträgers zu rekonstruieren und so für die zirkadiane Phasenverschiebung kritische Aktivitäten zu identifizieren.

## 4 Erkennung von Bildschirmbenutzung

Da viele Menschen heute jederzeit und überall arbeiten können, ist Bildschirmbenutzung bei Nacht weit verbreitet. Aufgrund des hohen prozentualen Blauanteils ist Bildschirmbenutzung für das Monitoring der zirkadianen Phase von besonderem Interesse. Die Hintergrundbeleuchtung heutiger Bildschirme verwendet in der Regel Leuchtdioden (LEDs).

Der blaue Spektralanteil von LED Licht ist besonders stark ausgeprägt. Blaues Licht am Abend hemmt die Produktion von Melatonin und sorgt so für eine Verzögerung der zirkadianen Phase. Neben dem Abschalten des Bildschirms gibt es die Möglichkeit, das Farbprofil anzupassen und so die Auswirkungen auf die zirkadiane Phase zu verringern.

Unsere Brille verfügt über einen Lichtsensor, welche neben der Lichtintensität über das gesamte sichtbare Spektrum auch die anteilige Intensität im blauen, roten und grünen Teilspektrum misst. Umgebungslicht und Licht von Bildschirmen lassen sich durch die Verhältnisse zwischen den Teilspektren unterscheiden. Um das Erkennungsproblem möglichst gut zu isolieren, entwickelten wir einen geschlossenen Messaufbau, in welchem Umgebungslicht verschiedener Lampentechnologien zuschaltbar ist. Innen befindet sich ein 24 Zoll Monitor, ein Spektrometer und vier Lichtsensoren vom Typ TCS34725 der Firma ams, welche Lichtintensität des gesamten Spektrums sowie die Intensitäten der blauen, roten und grünen Spektralanteile separat messen.

Die Bildschirmerkennung wurde folgendermaßen realisiert: Aus den einzelnen Kanälen des Lichtsensors (Gesamtspektrum, blaue, rote und grüne Teilspektren) werden 42 verschiedene virtuelle Sensorkanäle berechnet. Diese virtuellen Sensorkanäle werden durch ein gleitendes Fenster mit 50% Überlappung segmentiert. Im nächsten Schritt werden für jedes Fenster 18 Merkmale in der Zeitdomäne (Mittelwert, Varianz, Median, etc.) berechnet. Schlussendlich verwenden wir eine Support Vector Maschine mit linearem Kernel zur Erkennung von Bildschirmnutzung.

Zusätzlich zur Evaluierung im Messaufbau wurde eine Messreihe im Labor mit 14 Probanden aufgezeichnet. Dabei las jeder Proband einen Artikel, schaute eine Dokumentation über Kaffee auf einem 27 Zoll Fernseher in einem Abstand von 140 cm und surfte im Internet auf einem 24 Zoll Bildschirm bei 70 cm Entfernung. Jede Aktivität wurde dabei für 20 Minuten ausgeführt. Zudem wurde die Intensität des Umgebungslichts mit einem Handmessgerät bestimmt. Für die Evaluierung wurde außerdem der Datensatz aus der Studie zur Erkennung von Alltagsaktivitäten verwendet. Für die Evaluierung aller Datensätze wurde Leave-One-Participant-Out Kreuzvalidierung angewendet.

Für die Labormessreihe war es möglich, Bildschirmnutzung bei Umgebungslichtintensitäten von weniger als 200 lux mit einer Rate von über 0,9 ROC AUC zu erkennen. Je weniger Umgebungslicht vorhanden war, desto besser lies sich Bildschirmnutzung erkennen. Dieser Effekt ist für unsere Anwendung von Vorteil, da bei starkem Umgebungslicht die Bildschirmnutzung im Vergleich zum Umgebungslicht kaum einen Einfluss auf die zirkadiane Phase hat.

## 5 Erkennung von Schlaf-Wach-Transitionen

Wir verbringen etwa ein Drittel unseres Lebens damit zu schlafen, was Schlaf zu einer der wichtigsten menschlichen Aktivitäten macht. Dennoch ist Schlafmangel ein weit verbreitetes Problem. Während die National Sleep Foundation zu einer täglichen Schlafdauer von 7 bis 9 Stunden rät, schlafen 29% der US-Amerikaner regelmäßig weniger als 7 Stunden. Wenn wir ohne Wecker oder äußere Umstände aufwachen, so bestimmt unser Chrono-

typ den Aufwachzeitpunkt. Somit könnte mit einem kontinuierlichen Schlaftagebuch der Chronotyp aus Schlafzyklen, die ohne Wecker enden, geschätzt werden. Die manuelle Erhebung von Schlafdaten ist jedoch schwierig, da wir morgens oft nicht mehr genau sagen können, wann wir am Vorabend eingeschlafen sind. Rogers et al. [RCA93] fanden heraus, dass handschriftliche Tagebücher mit einer zeitlichen Auflösung von 15 Minuten im Mittel eine Diskrepanz von 39 Minuten aufweisen. Darüber hinaus stellen handschriftliche Schlaftagebücher einen erheblichen Aufwand für Probanden dar. Smartphones sind mit einer Vielzahl verschiedener Sensoren ausgestattet und für viele Menschen ohnehin schon ein täglicher Begleiter. Im Rahmen der Dissertation haben wir untersucht, ob Einschlaf- und Aufwachzeitpunkte mit Smartphonesensoren geschätzt werden können [WA18].

Unser Schlaferkennungsalgorithmus besteht aus drei Hauptkomponenten: 1) Einem Klassifizierer, welcher die präferierten Schlafzeiten des Nutzers lernt und alleine anhand der Uhrzeit eine Vorhersage über den Schlaf-Wach-Zustand des Nutzers macht. 2) Einem weiteren Klassifizierer, welcher Sensordaten des Smartphones zur Vorhersage des Schlaf-Wach-Zustands nutzt. Hierbei werden Nutzeraktivität und die Konfidenz der Aktivitätsschätzung der Google ActivityRecognitionAPI verwendet. Des Weiteren werden Bildschirmnutzung, Umgebungsgeräuschlautstärke und die Varianz des Accelerometers herangezogen. 3) Wir verwenden das Two-Process-Model (TPM) von Daan et al. [DBB84], um die Vorhersagen der beiden Klassifizierer zu fusionieren und auf relevante Schlaf-Wach-Transitionen (SWT) zu filtern. Dabei modellieren wir den Schlafdruck für jeden Klassifizierer separat und filtern für jeden Tag aus allen erkannten SWTs die zwei treffendsten SWTs (je eine Aufwach- und eine Einschlaftransition) heraus.

Da wir unsere Schlaferkennung mit arbiträren Schlafmustern evaluieren wollten, wurde ein Simulator zur Datengenerierung entwickelt. Dabei wird das Schlafverhalten durch fünf Simulationsparameter charakterisiert: Den Mittelwert und die Standardabweichung der Schlafdauer, den Mittelwert und die Standardabweichung des Schlafmittelpunkts, sowie der Anzahl Stunden sozialen Jetlags. Sozialer Jetlag wird an den Wochenenden auf den Schlafmittelpunkt addiert. Mithilfe der Simulationsparameter werden dann eine Vielzahl Schlafepisoden generiert (durch Sampling aus den Normalverteilungen und ggf. Addition des sozialen Jetlags). Die generierten Schlafepisoden werden mit Blöcken von gemessenen Daten durch zufälliges Auswählen ohne Zurücklegen gefüllt. Dabei besteht ein Block aus einem oder mehreren identischen Messwerten (erste Ableitung aller Merkmale ist Null).

Zur Datenaufzeichnung wurde eine Smartphone Applikation an 30 Probanden zur Installation auf ihren eigenen Smartphones verteilt. Zusätzlich füllte jeder Proband ein handgeschriebenes Schlaftagebuch aus. Am Ende des Versuchszeitraums gaben allerdings nur 16 Probanden ein ausgefülltes Schlaftagebuch ab. Zwei weitere Probanden füllten den Abschlussfragebogen nicht aus, ein weiterer war die meiste Zeit krank. Schlussendlich umfasste der Datensatz 196 Nächte von 13 Probanden. Diese wurden mit Hilfe des Simulators zu einem simulierten Datensatz von 98280 Nächten (mit sozialem Jetlag) und 16380 Nächten (ohne sozialen Jetlag) erweitert.

Auf dem simulierten Datensatz ohne sozialen Jetlag erreicht unser Algorithmus im Mittel einen absoluten Erkennungsfehler von 40 bzw. 42 Minuten (relativer Fehler im Mittel -2 bzw. -5 Minuten.) für die Schätzung des Einschlaf- bzw. Aufwachzeitpunkts. Diese Er-

gebnisse befinden sich nah an der von Rogers et al. [RCA93] ermittelten Unschärfe von handgeschriebenen Schlaftagebüchern. Dabei verbessert die Anwendung des Expertenmodells die Erkennungsergebnisse um 47% für den Einschlafzeitpunkt und 58% für den Aufwachzeitpunkt. Die vorgeschlagene Schätzmethode erlaubt es uns, aus Smartphone-Daten die Schlaf-Wach-Transitionen zu schätzen ohne das Verhalten des Nutzers zu beeinflussen (z.B. durch Platzieren des Smartphones unter dem Kissen).

## 6 Schätzung der zirkadianen Phasenverschiebung

Licht verschiebt die zirkadiane Phase. Dabei ist die Intensität und der Zeitpunkt der Lichtexposition ausschlaggebend. Grob ausgedrückt verschiebt Licht am Morgen die zirkadiane Phase nach vorne, während Licht am Abend die zirkadiane Phase nach hinten verschiebt. Eine kontinuierliche Messung der Lichtexposition im Alltag gestaltet sich jedoch schwierig, da der Sensor im Gesicht angebracht werden muss, um eine belastbare Messwerte zu liefern. Hingegen sind Smartphones mit einer Vielzahl von Sensoren ausgestattet und bereits weit verbreitet. So waren 2016 im Median 68% der Bewohner aller Industriestaaten bereits im Besitz eines Smartphones [Po16]. In diesem Kapitel befassen wir uns mit der Schätzung der Lichtexposition mithilfe der im Smartphone verbauten Sensoren und Wetterinformationen am aktuellen Standort, welche das Smartphone aus dem Internet abrufen.

Wir entwickelten eine Smartphone-Anwendung, welche aus Kontextinformationen wie Bewegungsintensität, Anzahl empfangener GPS Satelliten, GPS Positionsgenauigkeit, Lichtsensor und Näherungssensor in Kombination mit Wetterinformation die Lichtexposition des Smartphone-Nutzers schätzt. Dabei wird die Lichtintensität mit einem Regressor auf Basis von Gradienten-geboosteten Entscheidungsbäumen geschätzt. Das Kronauer Modell [JFK99] modelliert die Verschiebung der inneren Uhr. So kann aus der gemessenen oder geschätzten Lichtexposition die zu erwartende Phasenverschiebung ermittelt werden. Die Umwandlung von Lichtintensität in zeitliche Verschiebung der zirkadianen Phase erlaubt uns den Fehler der Schätzung in der Zeitdomäne zu beurteilen.

Zur Evaluierung wurden Daten von 12 Probanden für sechs aufeinanderfolgende Tage aufgezeichnet. Die Probanden trugen ein Lichtmessgerät, welches an einem Brillengestell fixiert war, einen Aktigraphen mit integriertem Lichtsensor am Handgelenk, sowie ein Smartphone mit sich. Dabei diente das Lichtmessgerät am Kopf als Referenz. Die Evaluierung wurde mit einer Leave-One-Participant-Out Kreuzvalidierung durchgeführt. Anschließend wird der Schätzfehler der zu erwartenden Phasenverschiebung für den Tag  $i$  als  $e_i = t_{m,i} - t_{s,i}$  berechnet, wobei  $t_{m,i}$  die errechnete Verschiebung aus der Kopfmessung am Tag  $i$  und  $t_{s,i}$  die errechnete Verschiebung aus der Smartphone Schätzung am Tag  $i$  darstellt. Der Summenfehler über den gesamten Beobachtungszeitraum  $e_s = \sum_i e_i$  wird ebenfalls berechnet. Analog dazu wurden die Fehler des Aktigraphen im Vergleich zur Messung am Kopf berechnet.

Unsere Smartphone-basierte Lichtschätzung hat gegenüber der Messung am Kopf einen absoluten Summenfehler  $|e_s|$  von  $32 \pm 16$  Minuten über einen Messzeitraum von sechs Tagen. Die Messung des Aktigraphen im Vergleich zur Messung am Kopf zeigte einen absoluten Summenfehler von  $57 \pm 24$  Minuten. Unsere Schätzmethode lieferte dabei geringere

absolute Summenfehler für 11 von 12 Probanden. Dies zeigt, dass unsere Schätzmethode gegenüber einer Messung an einem ungeeigneten Ort, dem Handgelenk, überlegen ist. Denn eine Lichtmessung am Handgelenk ist fehlerbehaftet, z.B. durch das Verdecken des Sensors mit langärmliger Kleidung. Ein Vergleich in der Lichtdomäne wäre für unsere Anwendung wenig aussagekräftig gewesen. Die Kombination von Methoden des maschinellen Lernens und einem Expertenmodell, was es ermöglicht den Schätzfehler in eine relevante Domäne (hier zeitliche Phasenverschiebung) umzuwandeln, hat sich als vielversprechend erwiesen. Mit der von uns vorgestellten Methode ist eine Vorhersage der zirkadianen Phasenverschiebung im Alltag anhand von Smartphonedaten möglich.

## 7 **Schlußfolgerungen**

In der Dissertation werden neue Geräte, Methoden und Algorithmen aufgezeigt, um die innere Uhr im Alltag zu beobachten. Die geleisteten wissenschaftlichen Beiträge teilen sich in drei Kategorien: 1) Die Integration von Sensoren in ein personalisiertes Brillengestell, um Daten im Alltag aufzuzeichnen. 2) Methoden zur Kontext- und Aktivitätserkennung von Alltagsaktivitäten, im Besondern die Benutzung von Bildschirmen. 3) Neue Algorithmen, welche Expertenmodelle und Methoden des maschinellen Lernens verknüpfen, um die Erkennung von Schlafzeiten sowie die Schätzung der zirkadianen Phasenverschiebung aus Smartphonedaten zu verbessern.

Soziale Akzeptanz ist der Schlüssel zum Erfolg von körpergetragenen Sensoren. Daher integrierten wir Sensoren in Brillen, die ein bereits sozial akzeptiertes und weit verbreitetes Accessoire sind. Der Kopf ist eine hervorragende Messposition, da sich anhand der Kopfbewegungsmuster viele Alltagsaktivitäten erkennen lassen. Außerdem lässt sich mit der Brille ein Lichtsensor zwischen den Augen des Trägers platzieren. Elektrische Komponenten und Stromversorgung verschwinden geschickt hinter den Ohren des Trägers. Brillen werden darüber hinaus selten vergessen, da ihre Träger auf die Sichtkorrektur angewiesen sind. Dies stellt z.B. gegenüber einem Armband einen erheblichen Vorteil dar. Dank unserem digitalen Anpassungsprozess können auf den Träger personalisierte Brillen mit nur drei Messwerten vom Kopf hergestellt werden. In einer Untersuchung mit vier Teilnehmern haben wir den Tragekomfort und die Passform untersucht. Dabei trugen die Probanden eine an sie angepasste Brille für einen Tag. Die Ergebnisse der Evaluierung zeigten, dass die Probanden zu ihren gewöhnlichen Brillen keinen Unterschied im Tragekomfort empfanden.

Unsere Brillen wurden zur Erkennung von Alltagsaktivitäten (ADLs) eingesetzt. Dabei war es uns möglich neun Gruppen von ADLs mit einer durchschnittlichen Genauigkeit von 77% zu erkennen. Kenntnis über die tägliche Routine ist wichtig, um Verhalten zu identifizieren welches zur zirkadianen Phasenverschiebung beiträgt. Bildschirmnutzung bei Nacht hemmt die Melatoninproduktion und führt so zu einer Verschiebung der zirkadianen Phase. Mit dem Lichtsensor der Brille können wir bei Umgebungslichtintensitäten von unter 200 lux die Benutzung von Computerbildschirmen mit einer Genauigkeit von 0.9 ROC AUC erkennen. So kann der Nutzer gewarnt werden oder eine automatische Anpassung des Farbprofils vorgenommen werden.

Expertenmodelle wurden in der Schlaferkennung und der Schätzung der Phasenverschiebung mit Smartphones verwendet. Bei der Schlaferkennung haben wir das Two Process Model von Daan et al. [DBB84] angewandt, um die Ausgänge der Klassifizierer basierend auf Uhrzeit und Smartphone Sensordaten zu fusionieren und die relevanten Schlaf-Wach-Transitionen zu filtern. Dank des Expertenmodells konnte die Erkennung des Einschlafzeitpunkts um 47% und des Aufwachzeitpunkts um 58% verbessert werden. Damit erreichen wir eine ähnliche Genauigkeit wie handgeschriebene Schlaftagebücher aber bereiten dem Probanden kaum Arbeit, da die Smartphone-Anwendung im Hintergrund arbeitet.

Die Anwendung des Kronauer Modells [JFK99] auf die von Smartphones geschätzte Lichtexposition erlaubt es uns, die Schätzung von Lichtintensität in eine Schätzung der zu erwartenden Phasenverschiebung zu transformieren. Somit können Daten von Smartphone-sensoren und Wetterdaten aus dem Internet die zu erwartende zirkadiane Phasenverschiebung mit einem akkumulierten Fehler von  $32 \pm 17$  Minuten über sechs Tage Versuchsdauer im Vergleich zu einem am Kopf getragenen Referenz-Messgeräts bestimmen. Dabei war unsere Schätzung einer Messung am Handgelenk bei 11 von 12 Probanden überlegen. Mit dieser Methodik ist eine kontinuierliche Vorhersage der Phasenverschiebung möglich. Dies erlaubt Nutzern den Effekt bestimmter Aktivitäten, z.B. einem Spaziergang nach dem Mittagessen, direkt einzuschätzen.

Die in der Dissertation vorgestellten Methoden erlauben ein kontinuierliches Monitoring der zirkadianen Phase und geben Nutzern und Forschern die Möglichkeit den Einfluss einzelner Aktivitäten auf die innere Uhr besser zu verstehen. Durch die Einbindung von Expertenmodellen wird wertvolles, bereits vorhandenes Domänenwissen in entscheidungsunterstützende Systeme integriert. Im Gegensatz zu neuronalen Netzen, welche die Modellstruktur direkt aus den Daten lernen, führt die Kombination klassischer Verfahren des maschinellen Lernens mit Expertenmodellen zu besser verständlichen Entscheidungen.

## Literaturverzeichnis

- [DBB84] Daan, S.; Beersma, D. G.; Borbély, Alexander A.: Timing of Human Sleep: Recovery Process Gated by a Circadian Pacemaker. *American Journal of Physiology - Regulatory, Integrative and Comparative Physiology*, 246(2):R161–R183, Februar 1984.
- [JFK99] Jewett, Megan E.; Forger, Daniel B.; Kronauer, Richard E.: Revised Limit Cycle Oscillator Model of Human Circadian Pacemaker. *Journal of Biological Rhythms*, 14(6):493–500, 1999.
- [Po16] Poushter, Jacob: Smartphone Ownership and Internet Usage Continues to Climb in Emerging Economies. *Pew Research Center*, 22, 2016.
- [RCA93] Rogers, Ann E.; Caruso, Claire C.; Aldrich, Michael S.: Reliability of Sleep Diaries for Assessment of Sleep/Wake Patterns. *Nursing research*, 42(6):368–371, 1993.
- [Ro07] Roenneberg, Till; Kuehnle, Tim; Juda, Myriam; Kantermann, Thomas; Allebrandt, Karla; Gordijn, Marijke; Merrow, Martha: Epidemiology of the Human Circadian Clock. *Sleep Medicine Reviews*, 11(6):429–438, Dezember 2007.
- [Wa17] Wahl, Florian; Zhang, Rui; Freund, Martin; Amft, Oliver: Personalizing 3D-Printed Smart Eyeglasses to Augment Daily Life. *IEEE Computer*, 50(2):26–35, 2017.

- [WA18] Wahl, Florian; Amft, Oliver: Data and Expert Models for Sleep Timing and Chronotype Estimation from Smartphone Context Data and Simulations. *Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol.*, 2(3):139:1–139:28, September 2018.
- [Wa19] Wahl, Florian: Methods for monitoring the human circadian rhythm in free-living. Dissertation, Universität Passau, 2019.
- [WFA15] Wahl, Florian; Freund, Martin; Amft, Oliver: WISEglass: Smart Eyeglasses Recognising Context. *EAI Endorsed Transactions on Pervasive Health and Technology*, 2(5), 2015.
- [WKA17] Wahl, Florian; Kasbauer, Jakob; Amft, Oliver: Computer Screen Use Detection Using Smart Eyeglasses. *Front. ICT*, 4, 2017.
- [ZBA16] Zhang, Rui; Bernhart, Severin; Amft, Oliver: Diet Eyeglasses: Recognising Food Chewing Using EMG and Smart Eyeglasses. In: *Proceedings of the International Conference on Wearable and Implantable Body Sensor Networks (BSN' 16)*. IEEE, S. 7–12, 2016.



**Florian Wahl** wurde am 24. Mai 1985 in Ostfildern-Ruit geboren. Er studierte Technische Informatik an der Fachhochschule Esslingen. Seine Bachelorthesis schrieb er bei Mercedes Benz Research & Development in Palo Alto, Kalifornien. Anschließend studierte er Embedded Systems an der Technischen Universität Eindhoven. In seiner Masterarbeit entwickelte er einen autonomen, solar-betriebenen Sensor mit drahtloser Kommunikation zur Zählung von Menschen in Bürogebäuden. Seine Dissertation begann er an der Technischen Universität Eindhoven im Jahr 2012 in der Forschungsgruppe von Prof. Dr. Oliver Amft. In seiner Dissertation entwickelt er Methoden zum Monitoring zirkadianer Rhythmen im Alltag. In 2014 zog die Forschungsgruppe an die Universität Passau um, wo Florian im Jahr 2019 seine Dissertation mit Auszeichnung verteidigte. Seit 2018 arbeitet er als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Technologie Campus Grafenau der Technischen Hochschule Deggendorf im Bereich angewandte künstliche Intelligenz.