

Konzept für ein portables System zur Müdigkeitserkennung mit Körpersensoren *

Paul Pasler
Reutlingen University
Paul.Pasler@Student.Reutlingen-
University.DE

Abstract

Mit Fortschreiten der Technik, verbreiten sich Fahrerassistenzsystemen immer weiter. Besonders der Teilbereich der Müdigkeitserkennung hilft schwere Unfälle zu vermeiden. Die Müdigkeitserkennung mit Body-Sensorik liefert sehr gute Ergebnisse, scheitert aber in der Praxis häufig auf Grund seines invasiven Charakters. Für die vorgelegte Arbeit werden Forschungsergebnisse aus diesem Bereich evaluiert und daraus im Simulationsumfeld der Reutlingen University ein Konzept entwickelt, dass Körperfunktionen überwacht und diese auswertet, ohne den Fahrer zu beeinträchtigen. Weiterhin wird die Möglichkeit einer einfachen Portierung der Anwendung vom Simulator in ein echtes Fahrzeug geprüft. Das vorgestellte Konzept, soll somit ein Höchstmaß an Genauigkeit, Tragekomfort und Mobilität vereinen.

Schlüsselwörter

Advanced Driver Assistance System (ADAS), Fahrerassistenzsystem, Müdigkeitserkennung

CR-Kategorien

A.0 [ACM]: Experimentation

*

Betreuer Hochschule: Prof. Dr. Martinez
Hochschule Reutlingen
Natividad.Martinez@Reutlingen-
University.de

Wissenschaftliche Vertiefungskonferenz 2015
Wissenschaftliche Vertiefungskonferenz
18. November 2015, Hochschule Reutlingen
©2015 Paul Pasler

1 Einleitung

Fristeten Fahrerassistenzsysteme vor wenigen Jahren ein Nischendasein in Oberklassewagen, werden sie immer günstiger und beliebter. Mittlerweile halten sie auch in Mittelklasse- und Kleinwagen Einzug. Die Unternehmensberatung Strategy Analytics geht in den nächsten Jahren von einer Versechsfachung von verbauten Fahrerassistenzsysteme aus [1]. Denn sie erhöhen den Komfort und helfen bei der Vermeidung schwerer Unfälle. So schätzt die Boston Consulting Group, dass durch den flächendeckenden Einsatz von Fahrerassistenzsysteme, die Unfallrate in den USA um bis zu 28% zurückgehen könnte [2]. Müdigkeitserkennung ist eines dieser Systeme zur Vermeidung von müdigkeitsbedingter Unachtsamkeit oder Sekundenschlaf. Beispielsweise rät die Müdigkeitserkennung „Attention Assist“ von Daimler dem Fahrer, zu gegebenen Anlass, eine Pause einzulegen und zeigt ein Kaffeesymbol im Cockpit an [3]. Denn laut dem Deutschen Verkehrssicherheitsrat zählt Müdigkeit, neben überhöhter Geschwindigkeit, zu den häufigsten Unfallursachen und ist damit für jeden fünften schweren Unfall verantwortlich [4]. In einer Studie der amerikanischen „National Sleep Foundation“ [5], gab die Hälfte der Befragten an, dass sie schon einmal schläfrigg gefahren seien und fast jeder dritte sogar kurz am Lenkrad eingeschlafen war. Dies zeigt die Wichtigkeit einer Erkennung von Müdigkeit und einer Meldung an den Fahrer.



Abbildung 1: Skizze des Systemaufbaus: Körpersensoren (Elektroenzephalografie / Elektrokardiogramm) liefert Daten an die Applikation und ein Feedback-Device warnt den müden Fahrer. Bild zeigt den Fahrsimulator der Reutlingen University.

Um das Risiko eines Unfalls auf Grund von Übermüdung zu senken, soll langfristig ein multimodales System zu Müdigkeitserkennung entwickelt werden (Siehe Abb. 1). Solche Systeme existieren bereits, es fehlt jedoch oftmals an Komfort und Portabilität. Ziel dieser Arbeit ist es, aktuelle Arbeiten zu diesem Thema zu sichten und ein Konzept für ein solches System mit Körpersensoren zu erstellen. Die Körpersensoren messen Signale direkt am Körper und können somit sofort auf Veränderungen reagieren. Ein Algorithmus versucht an Hand der Messdaten zu erkennen, ob der Fahrer übermüdet. Diese Systeme müssen richtig und genau funktionieren, sodass die Sicherheit zu jeder Zeit gewährleistet ist. Da die Sensoren direkt am Körper anliegen, können sie den Fahrer beeinträchtigen. Das Problem der invasiven Sensoren soll weitestgehend eliminiert und den Fahrer wenig bis gar nicht stören. Feldversuche eignen sich nicht zur Entwicklung eines solchen Systems, da Eigen- und Fremdgefährdung eines

übermüdeten Fahrers nicht vertretbar sind. Das System soll darum im Simulationsumfeld der Reutlingen University entwickelt und getestet werden. Dennoch müssen die Ergebnisse einem Test im Straßenverkehr standhalten, da es unter Umständen zu anderen Signalen, beispielsweise aufgrund von erhöhtem Stress, kommen kann. Darum soll das System später leicht in ein echtes Fahrzeug portiert und validiert werden können. Gelingt dies, kann es zudem mit anderen Systemen gekoppelt zu werden, um das Ergebnis insgesamt zu verbessern. Damit hilft das vorgestellte Konzept, den Fahrer vor einer drohenden Müdigkeit zu warnen und so schwere Unfälle zu vermeiden.

Die Ausarbeitung gliedert sich folgendermaßen. Im Kapitel 3 werden verschiedene Forschungsergebnisse zur Müdigkeitserkennung aufgezeigt und in Kapitel 4 verglichen. Das Konzept eines portablen Systems zur Müdigkeitserkennung mit Körpersensoren wird im Kapitel 5 vorgestellt. Der Ver-

suchsaufbau und das Testszenario im Simulationsumfeld der Reutlingen University ist Thema von Kapitel 6. Das Ergebnis und weitere Schritte werden in Kapitel 7 beschrieben. In den anschließenden Absätzen werden Grundlagen für die kommenden Kapitel erläutert.

2 Grundlagen

In den folgenden Abschnitten werden Grundlagen für das Verständnis der weiteren Kapitel gelegt. Es wird ein grober Überblick zu Fahrerassistenzsysteme, Müdigkeitserkennung und Körpersensoren gegeben.

2.1 Fahrerassistenzsysteme

Fahrerassistenzsysteme erhöhen den Komfort bzw. die Sicherheit des Fahrers. So führen Einparkassistent, Geschwindigkeitsregelanlage oder Navigation zu einer deutlich entspannteren Fahrt. Spurhalten-, Spurwechsel- oder Notbremsassistent wiederum unterstützen bei potentiell gefährlichen Manövern. Auch die Müdigkeitserkennung fällt in die zweite Kategorie (mehr dazu in Kapitel 3).

Kompaß [6] unterteilt Fahrerassistenzsysteme, gemessen an der Reaktionszeit, in Planung, Führung und Stabilisierung. Hierbei fällt beispielsweise Navigation in die Planungsebene, da die Berechnung der Route mit unter mehrere Minuten brauchen kann. Auf Führungsebene werden dem Fahrer Empfehlungen und Warnungen innerhalb weniger Sekunden mitgeteilt, auf die er dann reagieren kann. Greift das System selbständig in den Fahrprozess ein, muss dies meist innerhalb von Millisekunden geschehen und dient oftmals zur Stabilisierungen, wie beispielsweise bei einem Fahrdynamik-Regelsystem.

Ein Fahrerassistenzsystem kann auf verschiedenste Arten mit dem Fahrer kommunizieren. Es handelt sich um eine klassische Human-Computer-Schnittstelle. Am gebräuchlichsten, auch für sonstige

Warnungen, sind schon seit längerem Optische und Akustische Signale. Aber auch Vibrationen in Lenkrad und Sitz zeigen gute Ergebnisse, wenn zwischen Signal und Nachricht ein Zusammenhang besteht (beispielsweise Vibriert das Lenkrad bei verlassen der Spur). Bertoldi und Filgueiras [7] beschreiben hierzu die verschiedenen Anwendungsgebiete und Unterschiede.

Jeder Automobilhersteller entwickelt mittlerweile seine eigenen Fahrerassistenzsysteme. Datenerhebung (Sensoren), Berechnung und Kommunikation werden vom Fahrzeug selbst durchgeführt. Durch die Abschottung des Fahrzeugs sind Fahrzeugdaten nicht öffentlich zugänglich und können nur schwer von Außenstehenden genutzt werden.

Für wissenschaftliche Arbeiten bleibt entweder eine Kooperation mit Automobilherstellern oder das Ausweichen auf andere Geräte, wie ein Smartphone und die Nutzung von Daten aus dem Internet (beispielsweise Kartendienste). Chen et al. [8] und You et al. [9] verfolgten diesen Ansatz. Smartphone bieten durch ihren hohen Verbreitungsgrad eine günstige Alternative zu eingebauten Systemen, können jedoch nicht auf Daten des Fahrzeugs zugreifen und müssen einfache Daten, wie beispielsweise Geschwindigkeit, selbst berechnen.

2.2 Müdigkeitserkennung

Die Erkennung von Übermüdung kann wiederum auf ganz verschiedene Arten gelöst werden. Ein Ansatz versucht über Körpersignale herauszufinden, ob es Anzeichen für Müdigkeit gibt. Wohingegen mit der Analyse des Fahrverhaltens das Selbe mit Sensoren an und im Auto realisiert wird. Bei der Erkennung über Körpersignale, können wiederum Körpersensoren oder kamerabasierte Computer-Vision (CV) Techniken zur Überwachung des Fahrers genutzt werden (siehe Abb. 2). Zu unterscheiden ist weiterhin die physische und psychische Müdigkeit, welche sich jedoch beide negativ auf die Fähig-

keiten des Fahrers auswirken. Alle Verfahren, die auf Sensoren am Körper, die extra angezogen werden (bspw. ein Pulsmesser am Ohr, Elektroenzephalografie) werden, als invasive Verfahren bezeichnet.

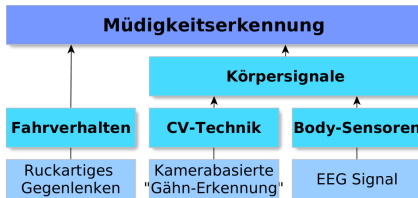


Abbildung 2: Einteilung der Systeme zur Müdigkeitserkennung

Allen Systemen gemein ist die Nutzung von Klassifizierungs- bzw. Machine-Learning-Algorithmen. Die gesammelten Daten geben nur Hinweise und sind kein Garant für eine Erkennung von Müdigkeit. Müdigkeitserkennungssysteme wandeln hier auf einem schmalen Grad, da es zum einen um die Verhinderung schwerer Unfälle geht, zum anderen aber ein falsch auslösendes System die Akzeptanz vermindert und im schlimmsten Fall zu einer Deaktivierung führt. Um falsche Erkennungen weiter zu minimieren, werden oftmals mehrere Ansätze kombiniert.

In der Praxis setzen Automobilhersteller wie Daimler [3] und Volkswagen, sowie Automobilzulieferer wie Bosch [10] auf die Analyse des Fahrverhaltens. Insbesondere Spurhalten und ruckartiges Gegenlenken scheinen ein signifikantes Indiz für beginnende Übermüdung zu sein. Weiterhin sind externe Geräte und einige Apps für Smartphones erhältlich.

2.3 Körpersensoren

Die meisten Körpersensoren messen elektrische Signale eines Körpers, wie den Puls, Temperatur oder Impulse des Gehirns. Meistens werden sie direkt am oder im Körper eingesetzt.

Bei der Elektroenzephalografie (EEG) werden Elektroden auf der Kopfhaut angebracht und damit die Aktivität des Gehirns gemessen. Sie wird in der Medizin für die Diagnose von Epilepsie oder bei Komapatienten eingesetzt. Zudem findet sie in Schlaflabors Anwendung, um verschiedene Schlafphasen zu erfassen. Der Zusammenhang von Schlaf und Hirnaktivität kann auch bei der Müdigkeitserkennung in Fahrzeugen genutzt werden, um beispielsweise ein drohenden Sekundenschlaf zu erkennen [11].

Das Elektrokardiogramm (EKG) misst die Herzspannungskurve und stellt die Aktivität des Herzmuskels dar. So lassen sich vielfältige Aussagen über den Zustand des Herzens machen. Weiterhin können Herzrhythmus und -frequenz Hinweise auf eine einfallende Müdigkeit des Fahrers geben. Für die Messung des EKG Signals existieren mehrere Methoden. Im medizinischen Bereich werden Elektroden an verschiedenen Körperstellen geklebt. Weiterhin werden, vor allem im Sport, Sensoren mit Gummibändern an Brust oder Handgelenk befestigt.

Eine weitere Möglichkeit Körperfunktionen aufzuzeichnen ist die Elektrookulografie (EOG). Hierbei kann die Bewegung der Augen bzw. das Ruhepotential der Netzhaut gemessen werden. Dazu werden Elektroden entweder rechts und links oder oben und unter dem Auge angebracht.

Grundlagen von Fahrerassistenzsystem, Müdigkeitserkennung und Körpersensoren waren Thema des vergangenen Kapitels. Für die Realisation von Systemen zur Müdigkeitserkennung existieren verschiedene Arbeiten, diese werden im nächsten Kapitel vorgestellt.

3 Stand der Technik

Müdigkeit senkt die Konzentrationsfähigkeit des Fahrers, kann zu einer erhöhten Reaktionszeit und Fehleinschätzungen führen. Dies stellt beispielsweise der Deutsche

Verkehrssicherheitsrat in einem Beschluss von 2009 [12] fest. Ursachen können wenig Schlaf, lange Fahrzeiten, Medikamente oder Alkohol sein. Systeme zur Müdigkeitserkennung versuchen an Hand verschiedener Daten und Sensoren, frühzeitig zu erkennen, ob der Fahrer gerade Anzeichen einer bevorstehenden Müdigkeit zeigt und empfiehlt eine Pause (beispielsweise [3]). Dabei soll nicht nur während eines Micro- oder Sekundenschlafs, sondern schon früher gewarnt werden. Hierfür existieren unterschiedliche Forschungsergebnisse, die im folgenden vorgestellt werden. Eine ausführliche Übersicht findet sich auch bei Sahayadhas et al. [13].

Systeme die das Fahrverhalten analysieren sind in der Praxis weit verbreitet und werden von den meisten Automobilherstellern eingesetzt. Leider existieren kaum öffentlich zugängliche Arbeiten zu diesem Ansatz von Müdigkeitserkennung, da es sich um interne Entwicklungen handelt.

Andere Ansätze beobachten den Fahrer und die Straße mit Hilfe von Kameras. Zhang et al. [14] stellen hierzu eine Applikation mit der Verbindung eines Farb- und Tiefenbildes vor. Mit Hilfe einer Microsoft Kinect werden sowohl die Kopfpose, als auch die Augenstatus bestimmt. Um das System robuster zu gestalten, wird neben dem Farbbild, auch das Tiefenbild berechnet. Mit der „CarSafe App“ entwickelten You et al. [9] ein visuelles System zur Überwachung des Fahrers und der Straße. Hierfür genügt ein aktuelles Smartphone. Die App deckt hierbei neben der Müdigkeitserkennung auch andere Gefahrensituationen (beispielsweise zu dichtes Auffahren) ab. Es wird eine Analyse des Fahrers (Kopfpose und Augenstatus), sowie seiner Fahrweise kombiniert und entsprechend gewarnt. Bergasa et al. [15] extrahierten aus dem Bild einer Infrarot Kamera mehrere Features, wie beispielsweise den prozentualen Anteil von geschlossenen Augen (Percent eye closure, PERCLOS). Mit dieser Technik erreichten

sie bei der Erkennung von Übermüdung eine nahezu hundertprozentige Erfolgsrate. Kamerabasierte Systeme sind angenehm für den Fahrer, da er keine weitere Hardware (Sensoren) installieren muss. Jedoch ist eine Kamera optischen Grenzen unterworfen. Dies erschwert den Einsatz bei Nacht oder schlechtem Wetter. Für eine Müdigkeitserkennung mit Smartphone, aber ohne Kameraeinsatz, könnte beispielsweise die App „V-Sense“ [8] genutzt werden, da sie lediglich eingebaute Sensoren nutzt.

Bundele und Banerjee [16] zeigten, dass Müdigkeit über die elektrodermale Hautreaktion und Pulsoxymetrie erkannt werden kann. Diese wird auch als galvanische Hautreaktion (GSR) bezeichnet und misst die Hautleitfähigkeit, welche wiederum mit der Schweißproduktion zusammenhängt. Bei der Pulsoxymetrie kann, durch ein optisches Verfahren, die Sauerstoffsättigung des Blutes gemessen werden. In diesem Fall bedeutet eine geringere Sättigung ein erhöhtes Müdigkeitsgefühl. Diese Werte werden durch Körpersensoren ermittelt und werden von einem Multi Layer Perceptron (MLP) klassifiziert. Interessant ist zudem der Einsatz von sogenannten Smart-Clothes (E-textiles), welche die Sensoren in der Kleidung eingearbeitet haben und einen non-invasiven Ansatz darstellen.

Park et al. [17] beschränken sich in ihrer Arbeit auf die Analyse der Pulswelle durch Photoplethysmography (PPG), mit einem eingebauten Sensor am Lenkrad. Dies stellt schon einen größeren Eingriff in die Umgebung des Fahrzeugs dar, als es beim vorherigen Verfahren, der Fall war. Die Daten der PPG werden mit einer Support Vector Maschine (SVM) eingeordnet. Es zeigte sich, dass die Ausschlagshöhe des Pulses ein gutes Mittel für die Erkennung von Müdigkeit darstellt. Um die Ergebnisse zu verbessern, wurde die vorgestellte Software mit einem zuvor entwickelten, CV-basierten System zur Müdigkeitserkennung gekoppelt.

Zhang et al. [18] befassten sich ebenfalls mit der Überwachung von Herzfunktionen, jedoch mit Hilfe eines EKGs. Sie fanden heraus, dass die Wavelet Packet Energie in bestimmten Frequenzbereichen auf eine Veränderung des QRS-Komplexes hinweist. Dieser kann wiederum als Indiz für einfallende Müdigkeit genutzt werden. Durch diesen Schritt erhöht sich die Geschwindigkeit und die Genauigkeit der Erkennung. In Verbindung mit der Wavelet Entropie kann eine trainierte SVM nahezu 100% erreichen. Rogado et al. [19] nutzen ebenfalls Daten aus dem EKG, um daraus die Herzfrequenzvariabilität (HFR) zu berechnen und drohendes Einschlafen zu erkennen. Ähnliches Verhalten untersuchten Vicente et al. [20].

Khushaba et al. [21] versuchten das EKG Signal mit dem EEG Signal zu koppeln, um die Qualität der Erkennung zu verbessern. Sie verglichen die Erfolgsrate von EKG und EEG, sowie EOG und EEG. Sie nutzen hierfür einen „fuzzy wavelet“-basierten Algorithmus und zeigten, dass das EEG, sowie die Kombination des EEG mit EKG oder EOG gute Ergebnisse liefert. Johnson et. al [22] führten Versuche mit einem EEG und EOG durch. Mit der Linearen Diskriminanzanalyse (LDA) zur Klassifizierung fanden sie heraus, dass das EEG alleine ausreicht und das EOG nicht benötigt wird. Hierfür wurden zwei parallele Studien durchgeführt. Wilson et al. [23] nutzten einen ähnlichen Ansatz, betrachteten jedoch von vornherein nur das EEG und versuchten die Klassifizierung mit einem Künstlichen Neuronalen Netzwerk (KNN) durchzuführen. Sie hielten das KNN durchaus für geeignet, konnten aber kein brauchbares Ergebnis erzielen. Zu einem vergleichbaren Ergebnis kamen Kahlifa et al. [24]. Anders Subasi und Abdulhamit [25], sie konnten mit einer diskreten Wavelet-Transformation und einem KNN ein gutes Resultat erzielen. Sie konnten die Zustände Aufmerksam, Schläfrig (drowsy) und Schlafend mit jeweils über 90 prozen-

tiger Erfolgsrate erkennen. Vuckovic et al. [26] nutzen ebenfalls ein KNN und machten hierzu verschiedene Versuche zum besten Algorithmus zur Erstellung des Netzes. Der Learning Vector Quantization lieferte bessere Ergebnisse, als der Widrow-Hoff Algorithmus und die Levenberg–Marquardt Regel. Im Vergleich zur Klassifizierung von EEG Experten, wurde mit ihrem System eine über 90% Übereinstimmung erreicht. Murthy und Khan [27] verbanden EEG Signale mit einer CV-Technik zur Augenliderkennung und nutzten hierfür ebenfalls ein KNN. Mit Hilfe dieser multimodalen Daten, konnten ebenfalls drei Status erkannt werden: Wach, Schläfrig und Schlafend. Huang et al. [28] nutzten ein Hidden Markov Model (HMM) für die Klassifizierung. Auch dieser Machine Learning Algorithmus ist nach eigener Aussage geeignet, um aus einem EEG-Signal, passende Schlüsse für die Müdigkeitserkennung zu ziehen. Lin et al. [29] nutzten die Unabhängige Komponenten Analyse (UKA) und Lineare Regression (LR) und konnten zeigen, dass hiermit eine Erkennungsrate von bis zu 88% möglich ist.

Die Vielzahl an unterschiedlichen Arbeiten zum Thema Müdigkeitserkennung zeigt die Bandbreite der möglichen Umsetzungen und Kombinationen. Im kommenden Kapitel werden diese analysiert und verglichen.

4 Vergleich / Analyse

Nach der Vorstellung der Arbeiten zu Müdigkeitserkennungssystemen, werden diese nun bewertet und verglichen. Die Forschungsergebnisse werden auf Genauigkeit und Störanfälligkeit, sowie Komfort und Portabilität geprüft.

Die beiden ersten Kriterien liegen für ein sicherheitsrelevantes System auf der Hand. Es muss fehlerfrei und robust arbeiten. Fehlender Komfort hingegen ist kein Muss, führt jedoch zu einer geringeren Nutzer-Akzeptanz und verfälscht unter Umständen das Ergebnis, da der Fahrer vom Messsystem abgelenkt werden kann. Um die Anwendung dann in möglichst vielen Szenarien und

Umgebungen einzusetzen, ist es wichtig, eine Lösung zu finden, die ohne größeren Aufwand portiert werden kann.

Systeme die das Fahrverhalten analysieren und daraus Rückschlüsse auf den Wachheitsgrad des Fahrers ziehen, sind in der Praxis weit verbreitet. Beispielsweise nutzen Systeme von Daimler [3] oder Volkswagen [10] dieses Verfahren. Die Sensoren (Lenkbewegung, Spurhaltesensoren, Geschwindigkeit usw.) sind entweder fest im Fahrzeug verbaut oder werden per Computer errechnet. Fest verbaute Sensoren müssen auf das jeweilige Fahrzeug abgestimmt werden und sind nicht portierbar. Eingebaute Systeme lassen sich also nicht in einem Fahrzeug oder Simulator nutzen. Für den Fahrer sind diese Systeme jedoch sehr angenehm in der Nutzung, da er vom System nur dann etwas mitbekommt, wenn er vor Müdigkeit gewarnt wird. Da diese Systeme von vielen Automobilherstellern verwendet werden, lässt sich annehmen, dass sie in der Praxis zuverlässig funktionieren. Hierzu konnten jedoch keine Studien gefunden werden, da die Automobilhersteller ihre Forschungsergebnisse nicht veröffentlichen. Dennoch finden sich im Internet mehrere Forenbeiträge, in denen die Nutzer fragen, wie die Pausenempfehlung funktioniert bzw. warum es zu Fehlalarmen kommt¹. Dies kann darauf hindeuten, dass die Erkennung nicht für alle Bedingungen (Kurven, Unebenheiten auf der Straße) einwandfrei arbeitet.

Kamerabasierte Systeme erreichen ebenfalls sehr gute Ergebnisse (~100% [15]). Für den Fahrer sind diese Systeme komfortabel, da er, wie auch schon bei der Fahrverhaltensanalyse, keinen direkten Kontakt zu den Sensoren hat. Die Kamera (beispielsweise im Smartphone) muss jedoch so ausgerichtet werden, dass gute Bilder aufgenommen

werden können. Auch wenn dies der Fall ist, sind kamerabasierte Systeme aber leicht durch äußere Einflüsse beeinflussbar. Die Errechnung der Kopfpose oder Blinkelrate sind dann nicht mehr möglich und es kann zu Fehlalarmen oder schlimmer, zu übersehener Müdigkeit kommen. Schlechte Lichtverhältnisse, wie tief stehende Sonne oder Dunkelheit verändern das Bild einer normalen Kamera und somit auch unter Umständen auch das Ergebnis der Erkennung. Auch wenn Systeme mit Infrarotkameras diese Probleme vermindern, kann es weiterhin sein, das beispielsweise Augen von (Sonnen-)Brillenträgern nicht richtig erkannt werden können. Die Kopfpose und die Augen können bei You et al. [9] beispielsweise nur erkannt werden, wenn der Fahrer in Fahrtrichtung schaut. Anwendungen mit kleinen oder integrierten Kamerasystemen (beispielsweise im Smartphone) lassen sich sehr gut in verschiedenen Umgebungen nutzen. Je aufwändiger die Kameratechnik ist, desto schwieriger lässt sich das gesamte System auf- und abbauen.

Die meisten Körpersensoren liefern sehr gute Erkennungsraten (~100% [18], \varnothing 92,25%), es werden EEG, EKG, EOG und weitere Sensoren für die Datensammlung genutzt. Die Daten sind sofort verfügbar und müssen nicht erst als Folgen von Müdigkeit beobachtet werden. Sie lassen sich nicht bewusst verfälschen und sind in den meisten Fällen eindeutig. In den betrachteten Arbeiten wurden meist sehr wenige und ähnliche Probanden getestet (~30) und es bleibt die Frage, ob die Ergebnisse repräsentativ sind. Körpersensoren sind wegen ihrer invasiven Eigenschaften eher unkomfortabel und daher weniger für den Serienbetrieb geeignet. Um dieses Problem zu lösen existieren bereits verschiedene Ansätze. So stellte beispielsweise der französische Automobilzulieferer Faurecia seinen intelligenten Autositz „Active-Wellness“ vor². Der Sitz ist mit passiven Sensoren ausgestattet und misst ständig den Herzrhythmus, die At-

¹<http://www.motor-talk.de/forum/muedigkeitserkennung-wie-funktioniert-sie-t4515648.html>
Stand 28.10.2015

²<http://www.faurecia.de/node/1780>

mung und weitere biometrische Daten, um bei einfallender Müdigkeit gegenzusteuern. Auch Pulsmesser am Handgelenk werden immer besser, sind dabei nicht größer als eine Uhr und bieten ein vertretbaren Tragekomfort. Ein weiterer Vorteil der Lösung ist die universelle Einsetzbarkeit. Diese Systeme sind nicht auf den Fahrzeugbereich beschränkt. Sie können auch in anderen Gefahrenbereichen, beispielsweise in einem Atomkraftwerk, eingesetzt werden. Aufgrund der hohen Genauigkeit von EEG, EKG etc. sind diese Lösungen zur Verbesserung oder Validierung anderer Systeme in der Testphase nützlich. Bei der Datenaufbereitung ist zu beachten, dass Störungen und Rauschen entfernt werden. Für die Klassifizierung wurde in vielen Fällen eine Wavelet Transformation [18][21][25] und ein KNN [23] - [27] verwendet. Gelingt es zudem den invasiven Charakter gering zu halten oder gar ganz zu vermeiden, sind Systeme mit Körpersensoren auch für den Produktiveinsatz geeignet. Es bleibt zu zeigen, dass Genauigkeit und Tragekomfort im richtigen Verhältnis stehen. Hat sich ein System in der Simulationsumgebung bewährt, sollte das System in einem realen Fahrzeug getestet werden können.

Wie gesehen, haben die verschiedenen Ansätze zur Müdigkeitserkennung Stärken und Schwächen. Die Analyse ist in Tabelle 1 noch einmal dargestellt. Das Netzdiagramm in Abbildung 3 zeigt die Tendenzen der einzelnen Ansätze im Durchschnitt. Systeme mit Körpersensoren zeigten die besten Ergebnisse im Vergleich zu kamera- oder verhaltensbasierten Lösungen. Jedoch ist allen Systemen, unter idealen Bedingungen, eine hohe Genauigkeit gemein. Die Unabhängigkeit von äußeren Einflüssen (Licht- und Straßenverhältnisse) macht Körpersensoren zu einer zuverlässigen Lösung. Wobei kamerabasierte Ansätze am anfälligsten für äußere Störfaktoren sind. Systeme für die Analyse des Fahrverhaltens sind für den Fahrer am angenehmsten, da diese meist im Fahrzeug verbaut sind und keine zusätzliche

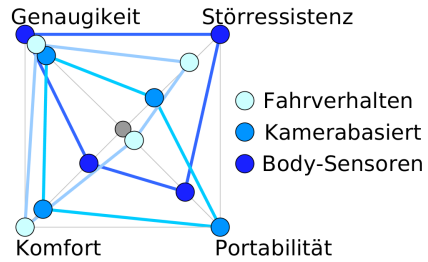


Abbildung 3: Netzdiagramm: Die drei betrachteten Ansätze bezogen auf Genauigkeit, Störanfälligkeit, Komfort und Portabilität. Die Abbildung zeigt eine Zusammenfassung der analysierten Arbeiten.

Hardware notwendig ist. Bei kamerabasierten Systemen kann ein falscher Aufbau zu Problemen führen. Körpersensoren sind aufgrund der invasiven Eigenschaften und zusätzlicher Hardware (Laptop, Smartphone) am unkomfortabelsten. Fest verbaute Sensoren, wie sie für die Analyse des Fahrverhaltens genutzt werden, sind nicht ausbaubar und nicht portabel. Systeme mit Kameras und Körpersensoren setzen sich meistens aus Sensoren und Computer zusammen, diese sind beide portierbar, wobei Körpersensoren meist einen komplizierteren Aufbau haben.

Systeme mit Körpersensoren liefern in zwei von vier Kategorien beste Ergebnisse und werden daher im folgenden Kapitel für die Entwicklung eines Systems zur Müdigkeitserkennung weiterverfolgt. Eine Komfortsteigerung und die Erhöhung der Portabilität werden Ziele des Konzepts sein.

5 Portables System zur Müdigkeitserkennung mit Körpersensoren

Wie im vorherigen Absatz gesehen, existieren sehr viele verschiedene Lösungen zur Müdigkeitserkennung in Fahrzeugen. Aufgrund der beschriebenen Vorteile von Körpersensoren, soll das zu entwickelnde System mit eben diesen arbeiten. Das

Tabelle 1: Vergleichstabelle

Ref.	Sensor	Klassifikator	Merkmal	Genauigkeit (Testpersonen)
<i>Fahrverhaltensanalyse</i>				
Keine Daten vorhanden				
<i>Kamerabasiert</i>				
[14]	Kinect	SVM	Kopfpose, Augenstatus	93% (30)
[9]	Smartphone Kamera	OpenCV Funktionen	Kopfpose, Augenstatus	68% / 88%
[15]	Infrarot Kamera	-	PERCLOS	~100%
<i>Körpersensorbasiert</i>				
[16]	GSR	KNN	Sauerstoffsättigung	93,17%
[17]	PPG	SVM	Puls- Ausschlagshöhe	80% (5)
[18]	EKG	SVM	QRS-Komplex	~100%
[19]	EKG	-	HFR	-
[20]	EKG	LDA	HFR	93%
[21]	EKG, EEG, EOG	LDA	HFR	97% (31)
[22]	EEG, EOG	LDA	-	- (160)
[23]	EEG	KNN	-	-
[24]	EEG	KNN	-	-
[25]	EEG	KNN	-	93% (30)
[26]	EEG	KNN	-	94% (17)
[28]	EEG	HMM	-	-
[29]	EEG	UKA, LR	-	88,2% (16)
<i>Mischformen</i>				
[27]	EEG, Kamera	KNN	-	-

vorgeschlagene System soll Genauigkeit, Tragekomfort und Portabilität maximieren (Siehe Abb. 4). Hierfür muss zum einen das Problem des invasiven Körpersensoren gelöst werden. Zum anderen sollte das ganze System leicht aus- und eingebaut werden können und ohne größeren Konfigurationsaufwand funktionieren. Das vorgestellte Konzept soll keine komplette Neuentwicklung sein, sondern erweitert die analysierten Forschungen. Sinnvolle Ansätze werden aufgegriffen und evaluiert. Die Schwerpunkte Komfort und Portabilität wurde bisher nicht ausreichend berücksichtigt, dies soll im Rahmen einer späteren Umsetzung getan werden.

EEG und EKG stehen in der Simulationsumgebung der Reutlingen University zur Verfügung. Bei den eingesetzten Sensoren, soll insbesondere auf den Tragekomfort geachtet werden. Im besten Fall nimmt der Fahrer die Sensoren nicht wahr und wird durch diese nicht abgelenkt. Das EEG scheidet bei dieser Betrachtung von vorne herein aus und soll während der Entwicklung zur Verfeinerung bzw. Validierung genutzt werden. Im Bereich des EKGs existieren Lösungen mit höheren Tragekomfort. Diese liefern jedoch unter Umständen weniger Daten oder solche mit schlechterer Qualität (beispielsweise erhöhtes Rauschen). Daher muss gezeigt werden, dass die Genauigkeit hoch und die Fehlerrate möglichst niedrig

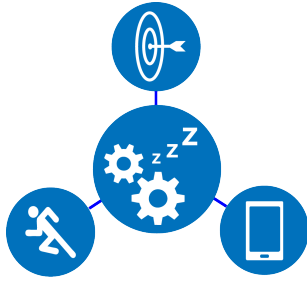


Abbildung 4: Schwerpunkte des Systems zur Müdigkeitserkennung (Im Uhrzeigersinn): Genauigkeit, Portabilität und Tragekomfort

bleibt. Darum wird eine Umsetzung mit einem EKG Brustband (Siehe Kapitel 6.2) vorgeschlagen, welches bei der Entwicklung von einem EEG validiert wird. Ein Austausch des Brustbandes durch einen Pulsmesser oder eine Smartwatch ist vorstellbar.

Um im Fahrzeug verbaute Körpersensoren zu simulieren, werden die Sensordaten in der Simulationsumgebung von einem virtuellen Steuergerät via Controller Area Network-Bus (CAN-Bus) über ein Interface an die Anwendung übertragen. Die Daten können aber auch direkt, ohne Simulator, übertragen werden. Dennoch sind Feldversuche für abschließende Tests unumgänglich und sei es nur, um zu Prüfen, ob es in einer realen Testfahrt zu Fehlalarmen kommt (Stress, Beschleunigung oder Ähnliches). Darum muss die Anwendung sowohl im Simulator, als auch in einem realen Fahrzeug funktionieren und ohne großen Aufwand portiert werden können. Wenn dies gelingt, kann die Anwendung sowohl im Simulator der Reutlingen University, einem realen Fahrzeug oder einem anderen Simulator genutzt werden, um dort etablierte Systeme zur Müdigkeitserkennung zu ergänzen oder zu validieren. Das vorgestellte System muss demnach mit möglichst wenig Hardware auskommen und die Software leicht auf an-

dere Geräte portieren lassen. Im einfachsten Fall genügt ein Laptop oder Smartphone. Auch hier wäre eine Erweiterung mit einer Smartwatch denkbar.

Um das System auch zur Verbesserung oder Validierung anderer Systeme zur Müdigkeitserkennung zu nutzen, werden öffentliche Schnittstellen definiert und ein sauberes Logging der Daten implementiert. Die Daten der Überwachung sollen mit eindeutigem Zeitstempel versehen werden. So können sie mit anderen Daten, wie Videoaufzeichnung oder Ergebnissen anderer Systeme, zu einem späteren Zeitpunkt verglichen werden.

Erkennt das System eine drohende Müdigkeit, soll es den Fahrer über ein optisches oder akustisches Signal warnen. Das System soll mehrere Warnstufen kennen und je nach Müdigkeitsgrad reagieren.

Die Anforderungen eines portablen Systems zur Müdigkeitserkennung mit Körpersensoren waren Thema des vergangenen Kapitels. Im folgenden wird das weitere Vorgehen, sowie Voraussetzungen zur Umsetzung beschrieben.

6 Evaluationsplan

Um das System zu implementieren, müssen die notwendigen Schritte ausgearbeitet werden (Siehe Abb. 5). Bausteine sind zu Beginn die Datenaggregation der EKG- und EEG-Sensoren. Diese Daten müssen in der Simulationsumgebung via CAN-Bus bzw. später im realen Fahrzeug direkt übertragen werden. Die Datenaufbereitung und Klassifizierung sind Aufgaben der Anwendung. Die Rückmeldung erkannter Müdigkeit wird ebenfalls von der Anwendung angestoßen. Bei der Evaluation müssen die Anforderungen Genauigkeit, Tragekomfort und Portierbarkeit beachtet werden. In den folgenden Absätzen werden die einzelnen Schritte näher beschrieben, sowie ein Szenario zur Erhebung von Testdaten vorgestellt.

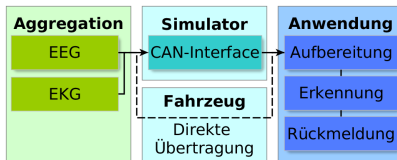


Abbildung 5: Der Ablauf der Datenströme und Aufgaben des Systems. Aggregation der Sensordaten, Datenübertragung im Simulator oder Fahrzeug, Verarbeitung der Daten in der Anwendung

6.1 Datenaggregation

Signale aus EEG und EKG sind vielschichtig und müssen auf ihre Tauglichkeit geprüft werden. Dies kann im ersten Schritt unabhängig von Simulationsumfeld geschehen. Latenz oder Störsignale müssen beachtet und möglichst eliminiert werden. Die Aufbereitung der Signale erfolgt zu einem späteren Zeitpunkt in der Anwendung.

Für das System wird ein EEG Epoc Emotiv³ und ein Brustband EKG Zephyr Bioharness⁴ eingesetzt (Siehe Abb. 6). Das EEG ist in der Simulationsumgebung der Reutlingen University bereits einsatzbereit. Die Anbindung des EKG Brustbands muss noch implementiert werden.



Abbildung 6: Links: EKG Brustband Zephyr Bioharness; Rechts: EEG Epoc Emotiv

Sind die ersten Versuche mit den Sensoren erfolgreich, werden sie in die Simulationsumgebung integriert.

6.2 Übertragung im Simulator

Die erfassten Sensor-Daten müssen an den Simulator angeschlossen werden, um sie dann an die Anwendung zu übertragen.

Die Simulationsumgebung der Reutlingen University ermöglicht es, Testfahrten unter möglichst realistischen Bedingungen durchzuführen (Siehe Abb. 6.2). Sie ist ausgestattet mit einem Autositz, einem Lenkrad und Pedalen, sowie einer Gangschaltung. Weiterhin bringen drei 48" Monitore und ein Dolby-Surround-System einen audiovisuellen Eindruck einer Fahrsituation.

Auf technischer Ebene wird das System von drei Computern betrieben. Auf dem Simulations-Computer läuft die vom DFKI Saarbrücken entwickelte Software OpenDS⁵. Hier können mehrere Karten und Konfigurationen eingestellt und getestet werden. Alle Simulationsdaten, werden via TCP/IP an den Daten-Computer gesendet. Dieser stellt die Daten über ein Interface zur Verfügung und loggt diese zusätzlich. Der eingesetzte CAN-Bus simuliert die Kommunikation mit dem Steuergerät eines realen Fahrzeugs. Der Anwendungs-Computer kann die CAN Daten über eine Schnittstelle empfangen und seine eigentliche Arbeit verrichten. Für Ein- und Ausgaben der Anwendung, befindet sich ein Touchscreen neben dem Lenkrad. Das System zur Müdigkeitserkennung wird auf dem Anwendungs-Computer ausgeführt.

6.3 Ablauf der Anwendung

Die übertragenen Daten müssen aufbereitet werden, sodass der Klassifizierer trainiert und getestet werden kann. Das kontinuierliche Signal muss im ersten Schritt in ein diskretes Signal umgewandelt werden. Dann können die Werte weiterverarbeitet werden, um aussagekräftige Merkmale für die Klas-

³<https://emotiv.com/epoc.php>

⁴<http://www.zephyranywhere.com/products/bioharness-3>

⁵<http://www.dfki.de/web/aktuelles/aktuelles/cebit2013/opens>

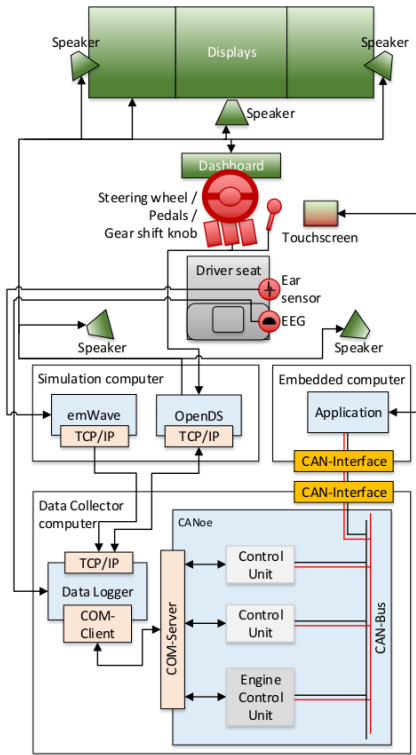


Abbildung 7: Der Aufbau des Simulators der Reutlingen University

sifizierung zu erhalten. In vielen Ansätzen wird die Wavelet-Transformation [30] erfolgreich eingesetzt. Alternativen wie die Fourier- [31] oder Laplace-Transformation [32] sind ebenfalls zu prüfen.

Im nächsten Schritt benötigt man für die Erkennung von Müdigkeit einen Klassifikator bzw. Machine-Learning-Algorithmus. In den betrachteten wissenschaftlichen Arbeiten wurde häufig auf KNNs [33] oder SVMs [34] vertraut. Weitere Machine-Learning-Ansätze, wie das Hidden-Markov-Modell oder Lineare Regression wären mögliche Alternativen.

Wird eine Übermüdung erkannt, wird der Fahrer durch ein optisches oder akustisches Signal aufgefordert eine Pause einzulegen.

6.4 Testszenario

Das portable System zu Müdigkeitserkennung wird am Fahrsimulator der Reutlingen University entwickelt und getestet. Die Simulation kann jedoch nur ein Modell der Wirklichkeit sein und liefert nur eingeschränkte Ergebnisse. So konnten Blana et al. [35] zeigen, dass sich das Fahrverhalten bei höheren Geschwindigkeiten im echten Straßenverkehr und im Simulationsumfeld unterscheidet. Engstrom et al. [36] konnten ebenfalls Unterschiede feststellen, zeigten jedoch auch, dass Tests im Simulator dennoch valide Ergebnisse liefern können.

Um Daten mit einfallender Müdigkeit zu erhalten, muss ein passendes Szenario im Simulator erstellt werden. Es gilt beim Versuchsaufbau eine möglichst große Chance auf Sekundenschlaf bei den Probanden zu provozieren. Horne und Reyner [37] legten nahe, dass die meisten Unfälle im Zusammenhang mit Schlaf in Großbritannien zwischen 02:00 - 06:00 und 14:00 - 16:00 passierten. Weiterhin lässt sich beobachten, dass Personen die 24 Stunden gar nicht oder nicht ausreichend (< 6h) geschlafen haben, deutlich anfälliger für Sekundenschlaf sind [38]. Ein weiterer Faktor ist das Testszenario selbst. Es sollte möglichst gut erkennbar machen, ob der Proband gerade Fahrfehler macht und diese mit seinem Wachheitsgrad zusammenhängen. Weiterhin kann auch eine „langweilige Teststrecke“ eine schnellere Ermüdung begünstigen. Langes geradeaus fahren mit wenig Abwechslung sind langweilig und könnten mit einer Spurhalte-Aufgabe gekoppelt werden, sodass der Probanden über die ganze Zeit gefordert ist. Auch die Länge der Fahrt spielt eine Rolle, je länger die Fahraufgabe dauert, desto größer die Chance auf das Eintreten einer einfallenden Müdigkeit.

Vorstellbar ist somit folgender Ablauf: 1) 10min Einführung und Fahr Simulator ausprobieren. 2) 10min Straßenverkehr mit anderen Verkehrsteilnehmern unter Beachtung der Straßenverkehrsregeln. 3) 20min Gerade aus fahren und Spur halten 4) 10min Wiederholung von Schritt 2. 5) 10min Befragung und Selbsteinschätzung. Im besten Fall lassen sich bei der Spurhalte-Aufgabe gegen Ende mehr Fahrfehler beobachten. Weiterhin sollte der Fahrer in Schritt 4) ein Unterschied zu Schritt 2) feststellen lassen.

In den vergangenen Abschnitten wurde die Vorgehensweise und weitere Schritte näher erläutert. Im kommenden Kapitel werden die Ergebnisse zusammengefasst und weitere Schritte beschrieben.

7 Fazit und Ausblick

Die Erkennung von Müdigkeit stellt einen wichtigen Beitrag zu Sicherheit im Straßenverkehr dar. Schwere Unfälle können mit einem solchen System verhindert werden. Dazu ist es notwendig, möglichst früh und präzise eine drohende Müdigkeit zu erkennen. Für die Erkennung existieren verschiedene Ansätze, die sich in kamera-basierte, Fahrverhaltenanalysierende und Körpersensorbasierte Systeme einteilen lassen.

Im evaluierten Stand der Technik lieferten Systeme mit Körpersensoren sehr gute Ergebnisse, zeigen aber im Bereich Komfort und Portabilität schwächen. Sie sind dennoch robust und den beiden anderen Ansätzen mit Kamera und Fahranalyse überlegen. Körpersensoren liegen jedoch meist direkt am Körper an und können den Fahrer während der Fahrt stören. Das EKG-Brustband stellt vermutlich einen guten Kompromiss von Tragekomfort und Genauigkeit dar. Ob die Genauigkeit des Sensors für eine frühzeitige Erkennung ausreicht, wird mit Hilfe eines EEGs belegt werden müssen. Die Entwicklung des Systems wird im Simulatorumfeld der Reutlingen University durchgeführt. Dennoch muss das

System in einem echten Fahrzeug einsetzbar sein und somit ohne größeren Aufwand portierbar sein. Zur Entwicklung des Systems werden zudem geeignete Testdaten benötigt. Das aufgezeigte Konzept ist durch ähnliche Arbeiten aus diesem Bereich fundiert und senkt damit das Risiko einer Sackgasse. Viele iterative Ausbaustufen ermöglichen es, frühzeitig Hürden zu erkennen und Probleme zu lösen. Die Umsetzung des Konzepts erfolgt im Rahmen des IoT-Labs⁶ der Reutlingen University.

Das zu entwickelnde System soll zur Verbesserung oder Validierung anderer Systemen zur Müdigkeitserkennung eingesetzt werden. Langfristig ist eine Version für den Produktivbetrieb denkbar, aber nur wenn auf non-invasive Körpersensoren zurückgegriffen werden kann.

Für die Umsetzung sind folgende Schritte vorgesehen. Einbau der Sensoren in die Simulationsumgebung der Reutlingen University. Die Daten des EKG und EEG müssen aufbereitet werden, um sie zur Klassifizierung, in einen passenden Machine-Learning Algorithmus, geben zu können. Um Testdaten zu erhalten, muss das vorgestellte Szenario durchgeführt werden. Funktioniert die Erkennung im Simulationsumfeld, muss das System Schrittweise verkleinert (Hardware- und Softwareseitig) und vom Simulator entkoppelt werden. Dann können erste Tests in einem echten Fahrzeug stattfinden. Das System soll in der weiteren Entwicklung mit anderen Systemen zu Müdigkeitserkennung verglichen werden und ggf. an einer Kopplung der Anwendungen gearbeitet werden. In der letzten Ausbaustufe, ist vorstellbar, dass das System komplett in einer Smartwatch mit Pulsmesser läuft. Damit wäre die Anwendung mit keinerlei Beeinträchtigung des Fahrers verbunden. Ob die Sensorgenauigkeit und die Rechenleistung der Smartwatch ausreicht, bleibt zu zeigen.

⁶<http://iotlab.reutlingen-university.de>

Literatur

- [1] Strategy Analytics. Advanced driver assistance systems forecast - aug 2015. <https://www.strategyanalytics.com/access-services/automotive/powertrain-body-chassis-and-safety/market-data/report-detail/advanced-driver-assistance-systems-forecast---aug-2015>, 2015. Zugriff: 2015-10-28.
- [2] Xavier Mosquet, Michelle Andersen, and Aakash Arora. A roadmap to safer driving through advanced driver assistance systems. <https://www.bcgperspectives.com/Images/MEMA-BCG-A-Roadmap-to-Safer-Driving-Sep-2015.pdf>, 2015. Zugriff: 2015-10-28.
- [3] Daimler AG. Attention assist, 2008. Available at <http://media.daimler.com/dcmedia/0-921-658892-49-1147698-1-0-0-0-0-1-11702-854934-0-1-0-0-0-0-0.html>, Zugriff: 2015-08-13.
- [4] Claudia Evers. Unterschätzte Risikofaktoren Übermüdung und ablenkung als ursachen für schwere lkw-unfälle. http://www.dvr.de/presse/seminare/904_20.htm, 2008. Zugriff: 2015-10-20.
- [5] National Sleep Foundation. Drivers Beware: getting enough sleep can save your life this memorial day. <http://us1.campaign-archive.com/?u=72c7dac36ef8bcb0852893d7c&id=56d88442b5>, 2010. Zugriff: 2015-10-20.
- [6] Klaus Kompaß. Fahrerassistenzsysteme der zukunft – auf dem weg zum autonomen pkw? In Volker Schindler, editor, *Forschung für das Auto von Morgen*, pages 261–285. Springer Berlin Heidelberg, 2008.
- [7] Eduardo Bertoldi and Lucia Filgueiras. Multimodal advanced driver assistance systems: An overview. In *Proceedings of the 2Nd International Workshop on Multimodal Interfaces for Automotive Applications*, MIAA '10, pages 2–5, New York, NY, USA, 2010. ACM.
- [8] Dongyao Chen, Kyong-Tak Cho, Sihui Han, Zhizhuo Jin, and Kang G. Shin. Invisible sensing of vehicle steering with smartphones. In *Proceedings of the 13th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*, MobiSys '15, pages 1–13, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [9] Chuang-Wen You, Nicholas D. Lane, Fanglin Chen, Rui Wang, Zhenyu Chen, Thomas J. Bao, Martha Montesde Oca, Yuting Cheng, Mu Lin, Lorenzo Torresani, and Andrew T. Campbell. Carsafe app: Alerting drowsy and distracted drivers using dual cameras on smartphones. In *Proceeding of the 11th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*, MobiSys '13, pages 13–26, New York, NY, USA, 2013. ACM.
- [10] Robert Bosch GmbH. Bosch driver drowsiness detection, 2012. Available at <http://www.bosch-presse.de/presseforum/details.htm?txtID=5037>, Zugriff: 2015-08-13.
- [11] Joan Santamaria and Keith H. Chiappa. The eeg of drowsiness in normal adults. *Journal of Clinical Neurophysiology, Volume 4*, pages 327–382, 1987.
- [12] Deutscher Verkehrssicherheitsrat e.V. Müdigkeit im straßenverkehr, 2009. Available at http://www.dvr.de/dvr/vorstandsbeschluesse/vm-ft_muedigkeit.htm, Zugriff: 2015-08-13.

- [13] Arun Sahayadhas, Kenneth Sundaraj, and Murugappan Murugappan. Detecting driver drowsiness based on sensors: A review. *Sensors*, 12(12):16937, 2012.
- [14] Liyan Zhang, Fan Liu, and Jinhui Tang. Real-time system for driver fatigue detection by rgb-d camera. *ACM Trans. Intell. Syst. Technol.*, 6(2):22:1–22:17, March 2015.
- [15] Luis M. Bergasa, Jesus Nuevo, Miguel A. Sotelo, Rafael Barea, and Maria E. Lopez. Real-time system for monitoring driver vigilance. *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, 7(1):63–77, March 2006.
- [16] Mahesh M. Bundeale and Rahul Banerjee. Detection of fatigue of vehicular driver using skin conductance and oximetry pulse: A neural network approach. In *Proceedings of the 11th International Conference on Information Integration and Web-based Applications & Services, iiWAS '09*, pages 739–744, New York, NY, USA, 2009. ACM.
- [17] Hanbit Park, Seungwon Oh, and Minsoo Hahn. Drowsy driving detection based on human pulse wave by photoplethysmography signal processing. In *Proceedings of the 3rd International Universal Communication Symposium, IUCS '09*, pages 89–92, New York, NY, USA, 2009. ACM.
- [18] Aihua Zhang and Fenghua Liu. Drowsiness detection based on wavelet analysis of ecg and pulse signals. In *Biomedical Engineering and Informatics (BMEI), 2012 5th International Conference on*, pages 491–495, Oct 2012.
- [19] E. Rogado, J.L. Garcia, Rafael Barea, Luis M. Bergasa, and Elena Lopez. Driver fatigue detection system. In *Robotics and Biomimetics, 2008. ROBIO 2008. IEEE International Conference on*, pages 1105–1110, Feb 2009.
- [20] Jose Vicente, Pablo Laguna, Ariadna Bartra, and Raquel Bailon. Detection of driver's drowsiness by means of hrv analysis. In *Computing in Cardiology, 2011*, pages 89–92, Sept 2011.
- [21] Rami N. Khushaba, Sarath Kodagoda, Sara Lal, and Gamini Dissanayake. Driver drowsiness classification using fuzzy wavelet-packet-based feature-extraction algorithm. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 58(1):121–131, Jan 2011.
- [22] Robin R. Johnson, Djordje P. Popovic, Richard E. Olmstead, Maja Stikic, Daniel J. Levendowski, and Chris Berka. Drowsiness/alertness algorithm development and validation using synchronized EEG and cognitive performance to individualize a generalized model. *Biological psychology*, 87(2):241–250, May 2011.
- [23] Beth J. Wilson and Thomas D. Bracewell. Alertness monitor using neural networks for eeg analysis. In *Neural Networks for Signal Processing X, 2000. Proceedings of the 2000 IEEE Signal Processing Society Workshop*, volume 2, pages 814–820 vol.2, 2000.
- [24] Khaled B. Khalifa, Mohamed H. Bedoui, R. Raytchev, and Mohamed Dogui. A portable device for alertness detection. In *Microtechnologies in Medicine and Biology, 1st Annual International Conference On. 2000*, pages 584–586, 2000.
- [25] Abdulhamit Subasi. Automatic recognition of alertness level from eeg by using neural network and wavelet coefficients. *Expert Syst. Appl.*, 28(4):701–711, May 2005.
- [26] Aleksandra Vuckovic, Vlada Radivojevic, Andrew C.N. Chen, and Dejan Popovic. Automatic recognition of alertness and drowsiness from {EEG} by an

- artificial neural network. *Medical Engineering & Physics*, 24(5):349 – 360, 2002.
- [27] Keshava Murthy and Zaved Ahmed Khan. Smart alert system for driver drowsiness using eeg and eyelid movements. In *Middle-East Journal of Scientific Research 14*, pages 610–619. IDOSI Publications, 2013.
- [28] Ruey S. Huang, Chung J. Kuo, Ling-Ling Tsai, and Oscar T.C. Chen. Eeg pattern recognition-arousal states detection and classification. In *Neural Networks, 1996., IEEE International Conference on*, volume 2, pages 641–646 vol.2, Jun 1996.
- [29] Chin teng Lin, Rwei cheng Wu, Sheng fu Liang, Wen hung Chao, Yu jie Chen, and Tzyy ping Jung. Eeg-based drowsiness estimation for safety driving using independent component analysis. *IEEE Trans. Circuits Syst. I, Reg. Papers*, pages 2726–2738, 2005.
- [30] Charles K. Chui. *An Introduction to Wavelets*. Academic Press Professional, Inc., San Diego, CA, USA, 1992.
- [31] Chandrasekharan K. Bochner S. *Fourier Transforms*. Princeton University Press, 1949.
- [32] David Vernon Widder. *The Laplace Transform*. Princeton University Press, 1941.
- [33] Warren S. McCulloch and Walter Pitts. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*, 5(4):115–133, 1943.
- [34] Bernhard E. Boser, Isabelle M. Guyon, and Vladimir N. Vapnik. A training algorithm for optimal margin classifiers. In *Proceedings of the Fifth Annual Workshop on Computational Learning Theory, COLT '92*, pages 144–152, New York, NY, USA, 1992. ACM.
- [35] Evi Blana and John Golias. Differences between vehicle lateral displacement on the road and in a fixed-base simulator. *Human Factors*, 44(2):303–313, 2002.
- [36] Johan Engstrom, Emma Johansson, and Joakim Ostlund. Effects of visual and cognitive load in real and simulated motorway driving. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 8(2):97–120, March 2005.
- [37] Jim Horne and Louise Reyner. Vehicle accidents related to sleep: a review. *Occupational and Environmental Medicine*, pages 289–294, May 1999.
- [38] Robert Peters, Esther Wagner, Elizabeth Alicandri, Jean Fox, Maria L. Thomas, David R. Thorne, Helen C. Sing, and Sharon M. Balwinski. Effects of partial and total sleep deprivation on driving performance. *Public Roads*, pages 2–6, May 1999.