

## FABELHAFT

Fahrerablenkung – Entwicklung eines Meta-Fahrerassistenzsystems durch Echtzeit-Audioklassifikation

Dr. T. Stadelmann, Dr. S. Johr, Dr. M. Ditze, Dr. F. Dittmann,  
Dr. V. Fäßler, TWT GmbH Science & Innovation, 73765 Neuhausen

### Kurzfassung

In diesem Papier stellen wir das Konzept eines autonom reagierenden Fahrerassistenzsystems vor, das den Grad der Ablenkung des Fahrers mittels Audioklassifikation der Fahrzeuginnenraumgeräusche ermittelt und sukzessive nutzt, um die Sensitivität aktiver Sicherheitssysteme anzupassen. Ziel dieses Systems ist es, die Schwellwerte des Eingriffs von beispielsweise Brems-, Abstands- oder Spurhalteassistenten zu senken, wenn durch eine Ablenkung gesteigerte Unfallrisiken erkannt werden. Ein abgelenkter Fahrer erhält so Unterstützung durch „wachsamere“ Sicherheitssysteme auf Basis dieses Meta-Fahrerassistenzsystems (Meta-FAS). Wir zeigen, wie sich dieses Konzept auf den Anwendungsfall Car2Car-Kommunikation ausweiten lässt und präsentieren Erfolgsfaktoren, die für eine Umsetzung sprechen.

### 1. Einleitung

Zwanzig Prozent der jährlichen Verkehrsunfälle sind auf eine Ablenkung des Kraftfahrzeugfahrers zurückzuführen [NHTSA, 2010]. Um dem zu begegnen, stellen wir in diesem Beitrag das Konzept eines Fahrerassistenzsystems vor, welches die Fahrerkonstellation autonom ausbalanciert. Es ermittelt den Grad der Ablenkung des Fahrers [Young, 2003] und nutzt ihn sukzessive, um die Sensitivität aktiver Sicherheitssysteme anzupassen. Ein abgelenkter Fahrer erhält so Unterstützung durch „wachsamere“ Sicherheitssysteme auf Basis dieses Meta-Fahrerassistenzsystems (Meta-FAS)<sup>1</sup>.

Als Basis für die Antizipation der Fahrerablenkung dient die akustische Datenanalyse: Unter den Top 5 Ablenkungsursachen, die zu Unfällen führen, finden sich Unterhaltungen und Streit mit Mitfahrern, Telefonate, intensives Musikhören sowie Interaktion mit Kindern [McEvoy, 2006], [Kubitzki, 2011]. Diese Ursachen äußern sich als akustische Ereignisse, die sich mit den Methoden der Audioklassifikation wie Erkennung von Sprache und Geräuschkulisse, Erkennung von Emotionen und anderem detektieren lassen [Eronen, 2006], [Rouas,

---

<sup>1</sup> Meta-FAS im Sinne von Meta-Klassifikatoren im Maschinellen Lernen [Prodromidis, 2000].

2006]. Ausgehend von der Detektion dieser Ereignisse kann dann mit Mitteln der semantischen Konzeptdetektion auf das abstraktere Ereignis „abgelenkter Fahrer“ geschlossen werden [Smeaton, 2009].

Die Bedingungen für die Umsetzung sind dabei ideal: Die notwendige Sensorik, etwa eine Freisprecheinrichtung, ist im Fahrzeug oftmals bereits vorhanden und gut positioniert. Die akustische Umgebung im Fahrzeug ist im besten Sinne „eingeschränkt“, was die Akustikdatenverarbeitung erfolversprechend macht [Stadelmann, 2010a]. Ihre Anwendung ist für den Fahrer nicht-invasiv, erfordert also keine zusätzliche Aufmerksamkeit im Sinne einer Reaktion auf, oder Interaktion mit dem Meta-FAS. Insgesamt ist auf diese Weise ein positiver Effekt auf die eingangs genannte Unfallstatistik zu erwarten<sup>2</sup>.

Unser Beitrag in diesem Papier beinhaltet die Anwendung aktueller Erkenntnisse aus dem Bereich der Audiodatenverarbeitung auf das Problem der Unfallvermeidung im Automobilsektor. Wir zeigen Notwendigkeiten zur Weiterentwicklung auf und stellen das so erstellte Konzept in den weiteren Kontext der Car2Car Kommunikation. Der Rest dieses Papiers gliedert sich wie folgt: Kapitel 2 stellt Grundlagen zum Thema Akustikdatenverarbeitung, speziell im Fahrzeug, bereit. Darauf aufbauend erläutert Kapitel 3 Verfahren und Voraussetzungen zur akustischen Ablenkungsdetektion. In Kapitel 4 wird auf einen spezifischen Anwendungsfall im Bereich der Car2Car-Kommunikation eingegangen, bevor Kapitel 5 mit konkreten Umsetzungsstrategien und einem Fazit schließt.

## **2. Akustische Datenanalyse im Fahrzeug**

Die Analyse und anschließende Klassifikation akustischer Daten *im* Fahrzeug findet vor allem im Bereich der Spracheingabeerkennung zur berührungslosen Gerätesteuerung Anwendung, beispielsweise in [Zhang, 2010]. Nach unserem Kenntnisstand wurden bislang lediglich *Fahrzeugaußengeräusche* in wissenschaftlichen Untersuchungen zur Audioklassifikation herangezogen, beispielsweise von [Ma, 2006]. Nichtsdestotrotz lassen sich die generell entwickelten Methoden auch auf Innenraumgeräusche anwenden, sofern sie sich – z.B. durch die Verwendung maschineller Lernverfahren – an die speziellen Gegebenheiten anpassen lassen.

Audioklassifikation ist die maschinelle Untersuchung von Audiodaten mit Methoden der Mustererkennung, um sie automatisch einer oder mehreren Gruppen oder Klassen zuzuordnen [Lu, 2001]. Beispiele sind hier etwa Kategorien wie „Gespräch“, „Streit“, „laute Musik“ oder

---

<sup>2</sup> Diese Erwartung gilt auch über die Einführung vollständig autonomen Fahrens hinaus, da solches auf absehbare Zeit nur auf eingeschränkten Verkehrswegen verfügbar sein wird [Rupp, 2010].

„Kinder fordern Aufmerksamkeit“. Durch Verfeinerung können weitere Untergruppen erkannt werden, beispielsweise die Stimmung in Sprachäußerungen oder verschiedene Genres innerhalb von Musik. Eine so aufgebaute Kaskade von Klassifikatoren, angewendet auf den Input eines oder mehrerer Mikrofone, gibt umfassenden Einblick in den Aufbau der durch die Geräusche repräsentierten „Szene“ quasi in Echtzeit: wer spricht mit wem, in welchem Ton, bei welcher Hintergrundmusik und wie lauten Fahrgeräuschen, in welcher Stimmung? Dies erlaubt den Schluss auf abstraktere Konzepte, welche in der Szene repräsentiert sind, beispielsweise quengelnde Kinder, abgelenkter Fahrer.

Hierzu wird das ursprünglich vom Mikrofon stammende digitale *Signal* in eine Abfolge kurzer, typischer Weise überlappender „*Frames*“ zerteilt, welche jeweils die Messwerte oder *Samples* weniger Millisekunden Ton beinhalten. Jeder Frame lässt sich als hochdimensionaler Vektor mit mehreren Hundert Komponenten auffassen, der nun durch geschickte Transformation beispielsweise in den Frequenz- oder Cepstral-Raum sowie durch Auslassung unwichtiger Information in einen *Merkmalsvektor* deutlich geringerer Dimensionalität konvertiert wird. Eine gängige Art von Merkmalen sind die *Mel-Frequency Cepstrum Coefficients*. Viele solcher Vektoren, die zu einem Audiosignal der gleichen Klasse gehören, können nun verwendet werden, um ein *Modell* dieser Klasse zu *trainieren*, indem beispielsweise die Wahrscheinlichkeitsdichte geschätzt und in einem sogenannten *Gaussian Mixture Modell* (GMM) gespeichert wird. Dieses *Training*, veranschaulicht in Bild 1, geschieht a priori. Im laufenden Betrieb werden fertige Modelle verwendet und ggf. noch leicht adaptiert. Ein neu eintreffender Merkmalsvektor wird in der *Testing*-Phase klassifiziert, indem seine Ähnlichkeit zu jedem Modell berechnet wird, im obigen Beispiel etwa als seine Wahrscheinlichkeit, zu der Modell-Verteilung zu gehören. Das Modell mit der höchsten Wahrscheinlichkeit ordnet dem Vektor in erster Näherung seine Klasse zu [Reynolds, 2000]. Weitere Details zu Ansätzen, Methoden und Erweiterungen der Audioklassifikation und -Modellbildung finden sich in der Literatur [Stadelmann, 2010a].



Bild 1: Der Mustererkennungsprozess (Trainings-Phase) zur Audioklassifikation.

Techniken zur Audioklassifikation haben generell einen sehr hohen Reifegrad erreicht: Nachrichtensendungen, Fernsehdebatten, Interviews und Musik sind in der Literatur erfolgreich untersucht worden. Stimmerkennungsverfahren zum Beispiel, finden praktische Anwendung in Hochsicherheitsbereichen wie Kraftwerkszutrittskontrolle oder Telebanking. Allen Anwendungsfällen ist gemeinsam, dass die jeweiligen Umgebungen, in denen die akustischen Daten gewonnen werden, gut kontrollierbar sind. Studiobedingungen mit wenigen kontrollierten Sprechern beim Fernsehen beispielsweise, kooperative Benutzer unter kooperationsförderlichen Bedingungen bei Zutrittskontrollen, und weitere. Aktuelle Herausforderungen entstehen in unkontrolliert(er)en Situationen, in denen Nebengeräusche oder zu wenige Trainings- und Testdaten die bestehenden Ansätze vor Probleme stellen [Stadelmann, 2010a]: Bekannte Merkmale und Modelle erscheinen als nicht ausdrückstark genug, um die erhöhte Komplexität und Varianz der Daten abzubilden.

### **3. Ablenkungserkennung mittels Audioklassifikation**

Im Fahrzeug selbst herrschen – für generelle Audioklassifikationsverfahren – herausfordernde, aber kontrollierte Bedingungen. Zum einen sind die zu erwartenden Nebengeräuschszenarien aufgrund des Einsatzbereiches eines fahrenden Automobils kontrolliert: Fahrgeräusche von Motor, Wind, Niederschlag, Verkehr, Reifen; Sprache von typischerweise – je nach Sitzmöglichkeiten – zwei bis fünf Personen; Sound aus dem Entertainmentsystem<sup>3</sup>. Entsprechend lassen sich hochspezialisierte Klassifikatoren mit maximaler Resistenz gegen zu erwartende Nebengeräusche konstruieren. Zum anderen sind jedoch schnelle und zuverlässige Reaktionen schon nach kurzem Dateninput bei potentiell hohem Nebengeräuschanteil von höchster Bedeutung.

Entsprechende Lösungsansätze [Stadelmann, 2010a] lassen sich wie in Bild 2 visualisiert klassifizieren. Im Fahrzeug herrscht Mangel *in* den Daten, da ihre Qualität ob der Nebengeräusche zu wünschen übrig lässt, sowie ein Mangel *an* Daten und an Zeit, da Klassifikationsentscheidungen nach kürzester Zeit getroffen werden müssen, bevor ausreichend Testmaterial gesammelt werden konnte. Entsprechend bietet sich die Verwendung dimensionsentkoppelter Modelle (DDGMM) [Stadelmann, 2010b] für die Erkennung der einzelnen akustischen Ereignisse an: Sie erlauben state-of-the-art Erkennungsleistungen für akustische Konzepte bei – im Vergleich zu anderen Ansätzen – doppelter Testgeschwindigkeit auf um mehr als vier Prozent geringeren Testdatenumengen. Erzielt wird dieses Ergebnis durch die Reduktion der Parameter in diesem parametrischen Dichteschätzer-Ansatz um mehr als 91%,

---

<sup>3</sup> Dieser ist potentiell dem Meta-FAS bekannt und somit separierbar, da über Fahrzeugsysteme wiedergegeben.

indem die Dimensionen der Merkmalsvektoren einzeln optimal modelliert werden. Ein vorangegangener Orthogonalisierungsschritt auf den Daten ermöglicht diese äußerst robuste Modellierung.

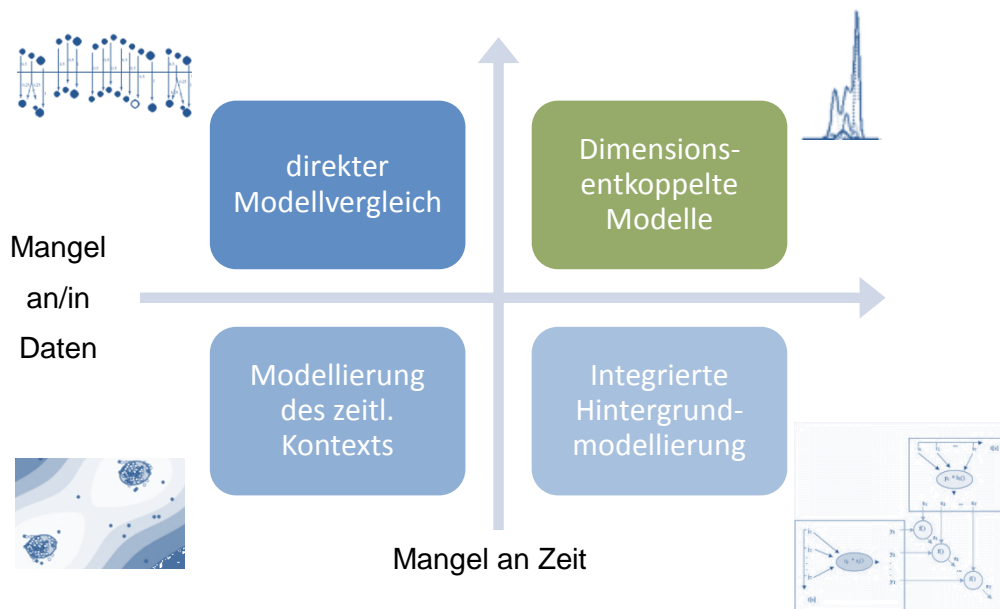


Bild 2: Neue algorithmische Ansätze für widrige Umstände: für jeden der vier Quadranten existieren spezialisierte Modellierungsansätze, dargestellt durch die Piktogramme in den vier Ecken.

Mit ausreichend Trainingsdaten aufgebaute DDGMM-Modelle, angewendet auf ggf. nebengeräuschbefreite Fahrzeuginnenraumgeräusche, stellen so in quasi Echtzeit Detektionsergebnisse zur Verfügung, die sukzessive zur Erkennung des semantischen Konzepts „abgelenkter Fahrer“ verwendet werden können [Mühling, 2010]. Hierzu werden sogenannte Kontextvektoren aus den Detektionsergebnissen abgeleitet, die ihrerseits Eingang in ein maschinelles Lernverfahren finden, welches aus dem Vorhandensein eines bestimmten akustischen Kontexts aufgrund von anderen Trainingsdaten auf das gesuchte Konzept schließt. Als Verfahren bietet sich hier eine Support Vector Machine (SVM) an, da dieses auch hochdimensionale Vektoren zuverlässig klassifizieren kann. Um die Detektionsergebnisse des letztlich gesuchten Konzepts „abgelenkter Fahrer“ zu steigern, ließen sich weitere Informationen in die Kontextvektoren mit aufnehmen: Etwa die auf akustischem Weg ermittelte [Saxena, 2009] Kopfposition des Fahrers beim Sprechen, denn ein zur Rückbank gewandt sprechender Fahrer lässt sich als von der Fahrbahn abgelenkt bezeichnen.

Zusammengefasst bietet die Audioklassifikation eine neuartige Möglichkeit den Grad der Fahrerablenkung zu bestimmen und als Entscheidungskriterium für aktive Sicherheitssysteme zu dienen, bzw. basierend auf dem Fahrerzustand Fahrerassistenzsystem hinsichtlich ihrer Sensibilität zu justieren. Im folgenden Abschnitt betrachten wir dieses Konzept im Kontext

mehrerer kommunizierender Fahrzeuge, denn wie in mehreren Projekten gezeigt, beispielsweise [Dittmann, 2008], ist die Vernetzung und Fusion von Fahrzeug, Umwelt- und Fahrerdaten eine vielversprechende Methode, um die Sicherheit im Straßenverkehr zu erhöhen.

### **3. Anwendungsfall Car2Car Szenario**

Das Meta-Fahrerassistenzsystem FABELHAFT nutzt seine volle Stärke im kooperativen Umfeld und insbesondere auf Basis einer Car2Car Kommunikation aus. Hier wird als Eingangsgröße der Ablenkungsgrad der Fahrer von Fahrzeugen einbezogen, die sich in der direkten Umgebung des eigenen Fahrzeugs befinden. Damit kann ein großer Beitrag zur aktiven und passiven Sicherheit geleistet werden: Der Grad der Fahrerablenkung in benachbarten Fahrzeugen kann zusammen mit deren Position und Bewegungsvektor ausgewertet werden. Beispielsweise kann so der Spurhalteassistent seinen sehr konzentriert und umsichtig agierenden Fahrer vor einem Spurwechsel zu mehr Aufmerksamkeit veranlassen, wenn ein von hinten kommendes Fahrzeug bei hoher Geschwindigkeit einen stark abgelenkten Fahrer aufweist.

Ein so implementiertes System stellt eine Erweiterung eines Spurwechselassistenten bzw. eines Fahrabstandsassistenten dar, welches nicht mehr nur den Abstand zu herannahenden oder voraus fahrenden Fahrzeugen mittels Kameras, Radar oder Laserscannern erfasst, sondern gleichzeitig die Fahrersituation kommuniziert, um potentielle Gefahrenlagen antizipieren zu können [Ditze, 2010]. Damit gehört die in diesem Papier skizzierte Anwendung zu der Klasse der unfallpräventiven Anwendungen, die eine wesentliche Grundlage und Motivation zur Entwicklung der Car2Car Kommunikation bildet. Maßgeblich für die Realisierung eines solchen Szenarios ist zum einen eine signifikante Marktdurchdringung von Car2Car Technologie, da der Erfolg maßgeblich von einer kritischen Penetrationsrate abhängt. So ergeben Studien, dass eine Marktdurchdringungsrate von 10% erforderlich ist [Rech, 2005], um entsprechende Anwendungen sinnvoll umzusetzen. Ferner stellt die Applikation aber auch hohe Anforderung an Latenzzeiten und die Datensicherheit. Hinsichtlich Latenzzeit, also das Zeitintervall vom Ende eines Ereignisses bis zum Beginn der Reaktion<sup>4</sup>, müssen vorab definierte zeitliche Grenzen eingehalten und garantiert werden, um eine hohe Robustheit und Zuverlässigkeit des Systems zu ermöglichen. Latenzzeiten von weniger als einer Sekunde werden in der Regel als ausreichend angesehen, einem Fahrer eine angemessene Reaktion zu ermögli-

---

<sup>4</sup> Beispielsweise geht es um Zeitintervalle von der Detektion der Fahrerablenkung bis zum Eintreffen und Auswerten eines entsprechenden Signals beim Spurwechselassistent der Fahrzeuge im Umfeld bei reaktiven Systemen oder beim Fahrer bei informativen Systemen.

chen. In Bezug auf die Datensicherheit muss sichergestellt werden, dass die Signale integer sind und die Anonymität der Fahrer gewährleistet wird.

Insgesamt werden auch besonders für den Car2Car Aspekt gesetzliche und landesspezifische Rahmenbedingungen einen entscheidenden Anteil an der Art der Umsetzung haben. Besonders hinsichtlich Datensicherheit und hier der Anonymisierung der Daten wird sich ein gesellschaftlich akzeptierter und dadurch entscheidend die Ausprägung des Systems prägender Einfluss bemerkbar machen.

#### **4. Ausblick**

In diesem Beitrag haben wir das Konzept eines Meta-Fahrerassistenzsystems vorgestellt, welches basierend auf der Detektion akustischer Ereignisse im Fahrzeuginneren auf eine Ablenkung der Fahrer schließt und daraufhin andere aktive Sicherheitssysteme, wie beispielsweise den Spurhalteassistenten, im Fahrzeug sensibilisiert. Zu diesem Zweck haben wir die Adaption von state-of-the-art Algorithmen aus dem Bereich der automatischen Sprechererkennung auf den Automobil-Kontext gezeigt.

Primäres Ziel des hier vorgestellten Konzepts ist die Prävention von Unfällen, doch auch weitere Anwendungsfälle sind denkbar. So könnten die eingesetzten Verfahren auch zur akustischen Fahrer- und Insassenerkennung verwendet werden, um durch Profilbildung und sukzessive Adaption des Fahrzeugs an den spezifischen Fahrstil in diesem Kontext beispielsweise optimale Strategien zum Energiesparen einzusetzen. Auch eine Erkennung von Fahrzeugfehlfunktionen aufgrund klassifizierter Unregelmäßigkeiten in den Fahrgeräuschen ist denkbar, die zu einer Aufforderung zum Werkstattbesuch führen könnten.

Ein wesentlicher Vorteil des von uns vorgestellten Konzepts besteht darin, dass dieses Meta-FAS mit der vorhandenen Sensorik im Fahrzeuginneren auskommt und sich den Insassen gegenüber „nichtinvasiv“ verhält, also weder grundlegende Eingriffe in die Fahrzeugarchitektur vornimmt, noch Aufmerksamkeit oder spezielle Eingaben der Insassen verlangt. Somit kann eine hohe Hersteller- und Kundenakzeptanz erwartet werden. Darüber hinaus ließe sich eine Implementierung dieses Systems als App auf einem mobilen Endgerät realisieren, wodurch eine spätere Nachrüstung ermöglicht wird.

Zur Umsetzung des hier vorgestellten Konzepts sehen wir im Wesentlichen die folgenden Schritte vor, die durch eine dreistufige Entwicklungsstrategie abgebildet werden.

In einem ersten Schritt werden aktuelle Verfahren und Erkenntnisse der Audiodatenverarbeitung in prototypischen Umsetzungen im automobilen Kontext getestet. Dabei ist dieser Schritt im Sinne einer *formativen Evaluation* zu verstehen, da wir uns bei der Umsetzung nicht mit der bloßen Verwendung bereits bestehender Verfahren begnügen. Vielmehr dienen die Erkennt-

nisse dieses ersten Schritts dazu, dass in einem zweiten Schritt die Schwachstellen der aktuell bekannten Verfahren der Audiodatenverarbeitung aufgezeigt und neue Methoden und Algorithmen entwickelt werden. Damit sorgen wir dafür, dass das entwickelte System den Anforderungen im automobilen Umfeld gerecht wird.

Eine weitere Herausforderung der geplanten Umsetzungsstrategie ist die Erweiterung des Verfahrens auf die Herausforderungen im Car2Car Bereich, die wir im dritten Entwicklungsschritt angehen. Hierbei ist anzumerken, dass wir bei dieser Entwicklung zunächst auf die technischen Aspekte der Umsetzung fokussieren und bewusst einige Problematiken ausblenden. Hier ist zum einen die Betrachtung rechtlicher Aspekte zu nennen, die erst in späteren Entwicklungsphasen berücksichtigt werden können. Zum anderen stellt dieses Meta-FAS ein sicherheitsrelevantes E/E-System dar und muss im Zuge gängiger Sicherheitsstandards entwickelt werden. Da diese Standards die Car2X Szenarien derzeit nur unzureichend berücksichtigen, werden wir zunächst darauf verzichten, hier weiterführende Entwicklungs- und Absicherungsstrategien zu definieren.

**Dittmann, 2008** Dittmann, F. ; Geramani, K. ; Rigas, G. ; Katsis, C. ; Fotiadis, D.: Towards Advanced Information Fusion for Driver Assistant Systems of Modern Vehicles. Proceedings of the 68th IEEE Vehicular Technology Conference (VTC 2008), 21-24 September 2008, Calgary, Alberta, Canada

**Ditze, 2010** Ditze, M. ; Golatowski, F. ; Laum, N. ; Várhelyi, A. ; Gustafsson, S. ; Geramani, K.: A Survey on Intelligent Safety Systems for Adverse Weather Conditions. In: FISITA 2010 World Automotive Congress Proceedings (2010)

**Eronen, 2006** Eronen, Antti J. ; Peltonen, Vesa T. ; Tuomi, Juha T. ; Klapuri, Anssi P. ; Fagerlund, Seppo ; Sorsa, Timo ; Lorho, Gaëtan ; Huopaniemi, Jyri: Audio-based context recognition. In: IEEE Transactions on Audio, Speech and Language Processing 14 (2006), Nr. 1, S. 321-329

**Rech, 2005** Rech, B ; Matheus, K. ; Morich, R. ; Paulus, I. ; Menig, C. ; Lübke, A. ; Specks, W.: Car-to-Car Communication – Market Introduction and Success Factors. In: Meeting on Vehicle Safety Communication (Volkswagen AG Kundencenter) (2005). Online : [http://www.itsforum.gr.jp/Public/E4Meetings/P04/6.1\\_Rech\\_VSC\\_050531.pdf](http://www.itsforum.gr.jp/Public/E4Meetings/P04/6.1_Rech_VSC_050531.pdf)

**Kubitzki, 2011** Kubitzki, Jörg ; Allianz Zentrum für Technik (Hrsg.): Ablenkung im Straßenverkehr. Online : <https://www.allianzdeutschland.de/news/news-2011/07-12-11-ablenkung-unterschaetzte-gefahr/>, 06.12.2011



- Lu, 2001** Lu, Guojun: Indexing and Retrieval of Audio : A Survey. In: Multimedia Tools and Applications 15 (2001), Kluwer Hingham, S. 269-290
- Ma, 2006** Ma, Ling ; Milner, Ben ; Smith, Dan: Acoustic Environment Classification. In: ACM Transaction on Speech and Language Processing 3 (2006), Nr. 2, ACM New York, S. 1-22
- McEvoy, 2006** McEvoy, Suzanne P. ; Stevenson, Mark R. ; Woodward, Mark: The impact of driver distraction on road safety : Results from a representative survey in two Australian states. In: Injury Prevention 12 (August 2006), Nr. 4, S. 242-247
- Mühling, 2009** Mühling, Markus ; Ewerth, Ralph ; Stadelmann, Thilo ; Shi, Bing ; Freisleben, Bernd: University of Marburg at TRECVID 2009 : High-Level Feature Extraction. In: Proceedings of TREC Video Retrieval Evaluation Workshop, NIST New York. Online : <http://www-nlpir.nist.gov/projects/tvpubs/tv.pubs.org.htm>, 2009
- NHTSA, 2010** National Highway Traffic Safety Administration (Hrsg.): Distracted Driving 2009. Online : <http://www.distracted.gov/research/PDF-Files/Distracted-Driving-2009.pdf>, 2010
- Prodromidis, 2000** Prodromidis, Andreas L. ; Chan, Philip K. ; Stolfo, Salvatore J.: Meta-learning in distributed data mining systems : Issues and approaches. In: Advances of Distributed Data Mining : AAAI Press, 2000.
- Reynolds, 2000** Reynolds, Douglas A. ; Quatieri, Thomas F. ; Dunn, Robert B.: Speaker Verification Using Adapted Gaussian Mixture Models. In: Digital Signal Processing 10 (2000), Academic Press, S. 19.41
- Rouas, 2006** Rouas, Jean-Luc ; Louradour, Jérôme ; Ambellouis, Sébastien: Audio Events Detection in Public Transport Vehicle. In: Proceedings of IEEE Intelligent Transportation Systems Conference, Toronto, Canada : IEEE, 2006. - ISBN: 1-4244-0093-7 S. 733-738
- Rupp, 2010** Rupp, Jeffrey D. ; King, Anthony G. ; SAE International (Hrsg.): Autonomous Driving - A Practical Roadmap. Online : <http://www.eetimes.com/electrical-engineers/education-training/tech-papers/4210165/Autonomous-Driving-A-Practical-Roadmap>, 2010
- Saxena, 2009** Saxena, Ashutosh ; Ng, Andrew Y.: Learning sound location from a single microphone. In: Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, Kobe, Japan : IEEE, 2009. – ISBN: 978-1-4244-2788-8 S. 1737-1743
- Smeaton, 2009** Smeaton, Alan F. ; Over, Paul ; Kraaij, Wessel: High-Level Feature Detection from Video in TRECVID : A 5-Year Retrospective of Achievements. In: Divakaran, Ajay (Hrsg.) Multimedia Content Analysis : Theory and Applications. Springer series on

Signals and Communication Technology, Norwell, USA : Springer US, 2009. - ISBN 978-0-387-76567-9 S. 151-174

**Stadelmann, 2010a** Stadelmann, Thilo: Voice Modeling Methods for Automatic Speaker Recognition. Marburg, Philipps-Universität, Fachbereich Mathematik & Informatik, Dissertation, 2010

**Stadelmann, 2010b** Stadelmann, Thilo ; Freisleben, Bernd: Dimension-Decoupled Gaussian Mixture Model for Short Utterance Speaker Recognition. In: Proceedings of the 20th International Conference on Pattern Recognition, Istanbul, Turkey : IAPR, 2010. - ISBN 978-1-4244-7542-1 S. 1602-1605

**Young, 2003** Young, Kristie ; Regan, Michael ; Hammer, Mike ; Monash University Accident Research Centre (Hrsg.): Driver Distraction: A Review of the Literature : Technical Report Nr. 206. November 2003

**Zhang, 2010** Zhang, Hua ; Wei, Lih Ng: Speech Recognition Interface Design for In-Vehicle System. In: Proceedings of the Second International Conference on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications (AutomotiveUI 2010), Pittsburgh, USA: ACM New York, 2010. – ISBN 978-1-4503-0437-5 S. 29-33