

SMARTPHONE-BASIERTE BEWEGUNGSANALYSE IM FAHRZEUG TEIL 1: MERKMALSANALYSE VON BESCHLEUNIGUNGSSIGNALEN

Tristan Langenberg und Oliver Jokisch

Institut für Kommunikationstechnik, Hochschule für Telekommunikation Leipzig (HfTL)

tristan.langenberg@hftl.de, oliver.jokisch@hftl.de

Kurzfassung: Der Beitrag diskutiert ein Smartphone-basiertes Bewegungsanalysekonzepkt im Fahrzeugkontext, untersucht geeignete Signalmerkmale und erläutert im Teil 1 erste Erfahrungen mit der Merkmalsanalyse und -klassifikation von Beschleunigungssignalen. Exemplarisch werden dreidimensionale Beschleunigungsdaten im bewegten Fahrzeug auf Basis einer kleinen Testdatenbank analysiert. Daraus lassen sich u. a. dynamische Fahrbahn- oder Bewegungsprofile für verschiedene Anwendungsszenarien ableiten – z. B. zur Wiedererkennung von Fahrbahnabschnitten oder zur Bestimmung von Fahrtrichtung, Höhenprofil und Fahrbahnbelag.

1 Einleitung

Die moderne Fahrzeugtechnik beinhaltet eine Vielzahl spezialisierter Sensoren, Prozessoren und Aktoren, mit denen innere und äußere Fahrzeugzustände erfasst und verarbeitet werden. Die Komplexität des Gesamtsystems erfordert weitgehend gekapselte, selbst-adaptive Prozesse. Für den Fahrer sind die Mess- und Steuersignale nur beschränkt verfügbar, um die robuste Funktion des Fahrzeugsystems nicht zu gefährden. Bereits 1989 stellte Bosch das erste autarke Zielfindungs- und Navigationssystem für den europäischen Straßenverkehr, den „TravelPilot IDS“ (Identifikation Digitalisierter Straßen), mit einer Bildschirmkarte für rund 7.000 DM vor, das noch auf Radsensorik und Kompassberechnungen basierte – ab Mitte der 1990er Jahre wurden Positionsdaten von GPS-Empfängern in die Fahrzeugnavigations integriert [1].

Abseits der Fahrzeugelektronik bewirkt das Spektrum leistungsfähiger Smartphones mit integrierter Sensorik einen Trend zum „Selbstquantifizieren“ in vielen Lebensbereichen, z. B. im Sport oder in der Medizin. Mittlerweile können auch Autofahrer ihr eigenes Fahrverhalten messen und bewerten und damit z. B. Einfluss auf ihre Versicherungsbeiträge nehmen – beispielsweise mit der Smartphone-Applikation „AXA Drive“ [2], die Beschleunigung, Bremsverhalten sowie Kurvenfahrten auswertet.

Mobile Sensoren in Smartphones basieren in der Regel auf mikro-elektromechanischen Systemen (MEMS). Dabei sind die angewendeten Messkonzepte für Beschleunigungs- oder Drehratenparameter hinlänglich in der Fahrzeugtechnik bekannt und werden bereits seit langem in elektronischen Fahrassistenzsystemen wie ESP oder beim Rollover-Sensing verwendet [3]. Die μm -Strukturen und Produktionsformen erlauben Sensorpreise im einstelligen USD-Bereich. Relativ leistungsfähige Prozessoren und günstige Basissoftware zur weiteren Signalverarbeitung sind in einem Smartphone ohnehin vorhanden. Hierbei stellt sich die Frage, ob Messaufbau, Messtoleranz und Kalibrierung einen sinnvollen Einsatz und Zusatznutzen im Fahrzeug ermöglichen.

Thiagaran et al. untersuchten bereits 2010 in [4] die Standortverfolgung (Echtzeit-Tracking) von Smartphone-Nutzern auf Basis von Beschleunigungsmesser-, GPS- und WiFi-Daten, um präzisere Informationen über öffentliche Verkehrsmittel in Chicago bereitzustellen. In [5] fasst Milker frühere Arbeiten zur Bewegungserkennung mittels Smartphone zusammen und schlägt

als Klassifikationsalgorithmen Entscheidungsbäume, den Bayes-Klassifikator oder die Support Vector Machine (SVM) vor.

Der vorliegende Beitrag zielt auf eine Fahrbahnanalyse zur Verbesserung von Fahrsicherheitsaspekten und Fahrassistenzsystemen. Der folgende Abschnitt 2 erläutert die Versuchsmethodik sowie praktische Probleme bei der Umsetzung. Anschließend werden im Abschnitt 3 vier mögliche Anwendungsszenarien: Fahrtrichtungserkennung, Höhenprofilbestimmung, Straßenbelagerkennung sowie eine allgemeine Fahrbahncharakterisierung experimentell untersucht und im Abschnitt 4 kurz diskutiert. Das letztgenannte Anwendungsszenario "Charakterisierung" stellt die Vorstufe für eine zukünftige Objektklassifikation dar.

2 Versuchsmethodik

2.1 Testdatenbasis und Messbedingungen

Für eine Voruntersuchung der im Abschnitt 1 diskutierten Anwendungsszenarien wurden verschiedene Datensätze (DS) mit Beschleunigungssignalen eines im Pkw installierten Smartphones aufgezeichnet, die in der Tabelle 1 überblicksweise dargestellt werden.

Tabelle 1 - Testdatenbasis für Smartphone-basierte Beschleunigungssignale im Pkw.

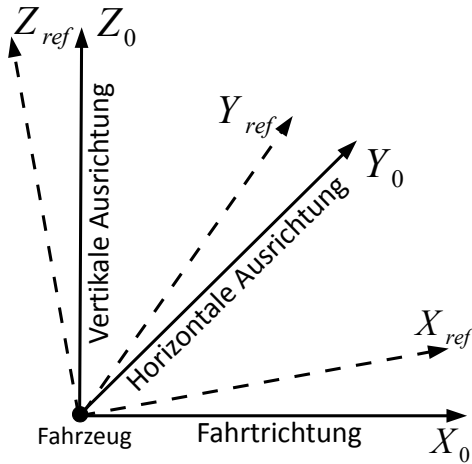
Szenario	Datensatzanzahl	Messintervall	Bemerkung
Fahrtrichtung	12	30...150 s	6 Strecken, jeweils paarweise DS
Höhenprofil	1	25 s	eine Tiefgaragenausfahrt
Straßenbelag	12	4 s	3 Straßenbeläge, jeweils 4 DS
Charakterisierung	24	8 s	3 Klassen, jeweils 8 DS

Für die Messdatenerfassung per Smartphone wurden folgende Randbedingungen und Vereinfachungen festgelegt:

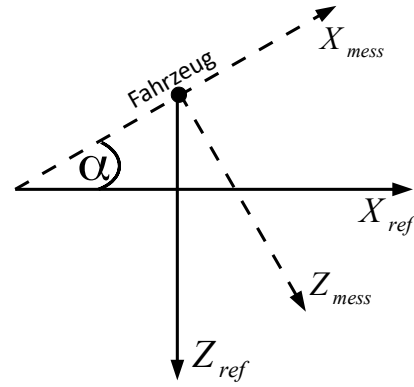
- ein Messfahrzeug (VW Bora 1.6 Kombi, Baujahr 2001),
- Messgerät „Samsung Galaxy Tab 3“ – Fixierung im Fußraum des Beifahrers,
- Messapplikation „Accelerometer Monitor“ (keuwlsoft), Abtastfrequenz $f_A = 100$ Hz,
- keine Messunterbrechung oder Beeinflussung durch andere Verkehrsteilnehmer,
- gute Straßenqualität und trockene Fahrbahnoberfläche,
- Messregion Bonn – Stadtteil Beuel (PLZ 53225).

2.2 Herausforderung und Problemstellungen

Der beschriebene Versuchsaufbau beinhaltet diverse Problemstellungen, die aufgezeichneten Messwertfolgen $\{x_{mess}(kT_A)\}$ (Vorwärts-/Rückwärtsbewegung), $\{y_{mess}(kT_A)\}$ (Links-/Rechtsbewegung) und $\{z_{mess}(kT_A)\}$ (Auf-/Abbewegung) zu verarbeiten. Eine Herausforderung stellt die Bestimmung des geeigneten Bezugssystems dar. Ein mobiles Smartphone kann in der Praxis nicht optimal ausgerichtet werden. Zur Problemlösung wird vor jeder Testfahrt eine Referenzmessung mit laufendem Motor im Stand durchgeführt, um die tatsächliche Ausrichtung des Gerätes und die normalen Vibrationen des Fahrzeuges zu erfassen. Dazu wird das Smartphone



(a) Referenzmessung im Bezugssystem



(b) Geschwindigkeitsnorm. via Höhenprofil

Abbildung 1 - Ausrichtungs- und Normierungsaspekte in der Smartphone-Messung.

gemäß Abbildung 1(a) ausgerichtet. Die Werte X_0 , Y_0 und Z_0 symbolisieren ein ideales Bezugssystem, für das

$$X_0 = 0, Y_0 = 0, Z_0 = g \text{ gilt, und } X_0 \parallel \text{ zur Fahrtrichtung liegt.} \quad (1)$$

Die Referenzmesswerte X_{ref} , Y_{ref} und Z_{ref} ergeben sich aus der Referenzmessung für alle drei Messrichtungen des Koordinatensystems.

Ein weiteres Problem stellt die Geschwindigkeitsnormierung der erfassten Beschleunigungssignale dar, um den genauen Fahrzeugort zu ermitteln und ggf. geschwindigkeitsabhängige Einflussfaktoren, z. B. bezüglich der Signalamplitude, zu eliminieren. Ohne Ortsbezug ist ein Vergleich von verschiedenen Messdatensätzen nur eingeschränkt möglich. Der Messaufbau erlaubt zwei Varianten zur Geschwindigkeitsbestimmung bzw. Normierung:

1. Messdatenerfassung von Fahrtbeginn bis -ende und Korrektur der Messdaten $\{x_{mess}(kT_A)\}$ mit einem linearen Korrekturwert $\{c_{error} \in \mathbb{R} \mid -0,0025 \frac{m}{s^2} \leq c_{error} \leq +0,0025 \frac{m}{s^2}\}$ und des Mittelwertes \bar{x}_{mess} . Damit gilt, dass

$$v_{x_{mess}}(1) = 0 \text{ und } v_{x_{mess}}(N) = 0 \text{ ist.} \quad (2)$$

2. Die zweite Variante erfordert ein Höhenprofil. Sie ist besonders effizient, wenn die Fahrbahn hohe Steigungen aufweist und $Z_{ref} \approx g$ ist. Das ausschließlich aus den Messwerten $\{z_{mess}(kT_A)\}$ generierte Höhenprofil erlaubt eine Korrektur der $\{x_{mess}(kT_A)\}$ -Werte unter Verwendung des Winkels α , vgl. Abbildung 1(b). Somit ergibt sich die Geschwindigkeit

$$\{v_{x_{mess}}(kT_A)\} = \left\{ \sum_{n=1}^N x_{mess}(nT_A) - \sin(\alpha(nT_A)) \cdot Z_{ref} \right\} \quad (3)$$

$$\text{mit } \alpha(nT_A) = \arctan \left(\frac{h_{z_{mess}}(nT_A) - h_{z_{mess}}((n-1)T_A)}{v_{x_{mess}}((n-1)T_A) \cdot T_A} \right). \quad (4)$$

Weitere Aspekte, beispielsweise die Überlagerung von Messungen mit wechselnden Komponenten der Erdbeschleunigung bei Kurvenfahrten, sollen hier nicht untersucht werden.

3 Anwendungsszenarien zur Fahrbahnuntersuchung

3.1 Fahrtrichtung

Bei der Fahrtrichtungsanalyse sollen Vorwärts- und Rückwärtsbewegung auf Basis der Beschleunigungsdaten unterschieden werden. Die insgesamt 12 Datensätze gemäß Tabelle 1 beinhalten paarweise Beschleunigungssignale jeweils identischer Fahrstrecken in Vorwärts- und Rückwärtsrichtung bei ähnlicher Geschwindigkeit. Anhand der Signalpaare werden für die $\{y_{mess}(kT_A)\}$ -Werte, die eine höhere Korrelation als die $\{z_{mess}(kT_A)\}$ -Werte aufweisen, jeweils zwei Kreuzkorrelationsfunktionen (KKF) ohne Signalvorverarbeitung erstellt und miteinander verglichen. Die erste KKF $\{\Phi_{vv}(mT_A)\}$ wird aus der Hinfahrt und der an der Abszisse sowie Ordinate gespiegelten Hinfahrt berechnet:

$$\{\Phi_{vv}(mT_A)\} = \left\{ \sum_{n=-N}^N y_{mess_v}(nT_A) \cdot (y_{mess_v}((n+m)T_A) \cdot R_{\beta}^{-1} \cdot (-1)) \right\} \quad (5)$$

mit R_{β}^{-1} : Passive Rotationsmatrix und $\beta = 180^\circ$.

Die zweite KKF $\{\Phi_{vr}(mT_A)\}$ ergibt sich aus der Hinfahrt $\{y_{mess_v}(kT_A)\}$ und der Rückfahrt $\{y_{mess_r}(kT_A)\}$ für die ausgewählte Strecke:

$$\{\Phi_{vr}(mT_A)\} = \left\{ \sum_{n=-N}^N y_{mess_v}(nT_A) \cdot y_{mess_r}((n+m)T_A) \right\} \quad (6)$$

Die Kreuzkorrelationsfunktionen $\{\Phi_{vv}(mT_A)\}$ und $\{\Phi_{vr}(mT_A)\}$ werden mit Hilfe des Bestimmtheitsmaßes R^2 für alle sechs Strecken verglichen. Damit wird die Hypothese getestet, ob das reale Rückfahrtssignal eine ausreichende Ähnlichkeit zur invertierten Signalfolge einer zuvor gemessenen Hinfahrtstrecke (und o. B. d. A. auch umgekehrt) aufweist. Tabelle 2 fasst die Korrelationsergebnisse zusammen. Die Strecken 2 und 6 unterstützen die o. g. Hypothese. Bei den anderen Abschnitten ergibt sich ein widersprüchliches Bild. Bzgl. Strecke 4 ist zu vermuten, dass die gefahrenen Geschwindigkeiten zu stark variieren, und sich auf längeren Distanzen keine ausreichenden Übereinstimmungen ergeben. Strecke 5 ist ein Beispiel für den Zusammenhang zwischen Messdauer bzw. Streckenlänge und KKF-Genauigkeit. Je kürzer die ausgewählten Streckenabschnitte sind, desto unschärfer werden die KKF-Resultate.

Tabelle 2 - Vergleich der Hin- und Rückfahrtsignale mittels Bestimmtheitsmaß.

Strecke	1	2	3	4	5	6
R^2	0,64	0,89	0,48	0,33	0,36	0,95
T_{mess}	40 s	150 s	70 s	120 s	30 s	65 s

3.2 Höhenprofil

Bei diesem Szenario wird exemplarisch die Fragestellung untersucht, ob sich das Höhenprofil einer Fahrbahn unter Verwendung des $\{z_{mess}(kT_A)\}$ -Signals ermitteln lässt. Der verwendete Datensatz einer Tiefgaragenausfahrt basiert auf dem Streckenprofil: 29 m ebenerdig (Tiefgarage), 20 m Ausfahrt (Höhenunterschied ca. 1,3 m) sowie 15 m Ortsstraße.

Das Fahrbahnhöhenprofil wird aus der Differenz der $\{z_{mess}(kT_A)\}$ -Werte und dem gemessenen Referenzwert Z_{ref} gebildet. Anschließend werden die Beschleunigungssignale zweimal integriert und das sich ergebende Höhenprofil geglättet:

$$\{h_{z_{mess}}(kT_A)\} = S^{(2)} \left\{ \sum_{n=1}^N \sum_{n=1}^N z_{mess}(nT_A) - Z_{ref} \right\} \quad (7)$$

mit $S^{(2)}$: Approximation 2. Ordnung - Methode der kleinsten Quadrate.

Die Abbildung 2 (links) zeigt die Geschwindigkeit des Fahrzeugs, die aus (3) berechnet wird. Die Geschwindigkeit $\{v_{x_{mess}}(kT_A)\}$ wird verwendet, um die Streckenlänge, siehe Abbildung 2 (rechts), zu berechnen. Die Abbildung 2 (rechts) visualisiert das aus dem Signalverlauf berechnete und geglättete Höhenprofil. Der signalbasierte, berechnete Streckenverlauf weist geringfügige Abweichungen zum realen (zuvor gemessenen) Streckenverlauf auf. Die Ergebnisse liegen in einem Toleranzrahmen von $\pm 5\%$.

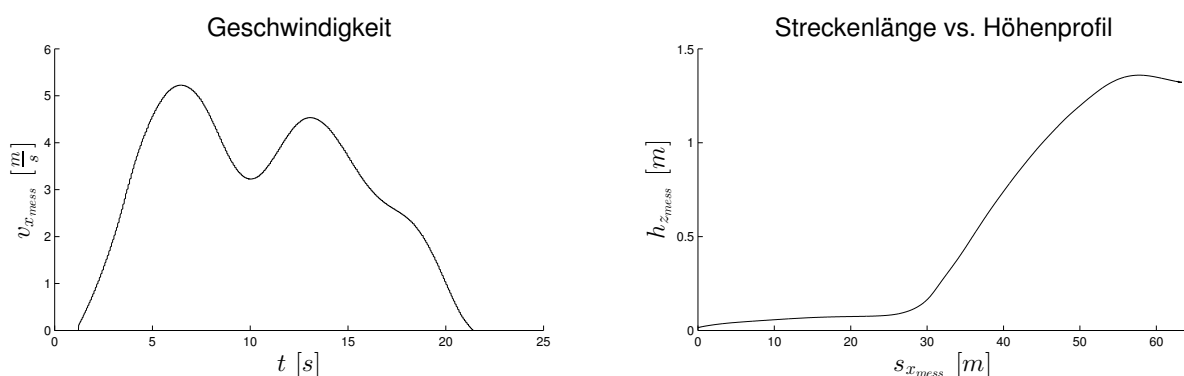


Abbildung 2 - Geschwindigkeits- und Höhenprofil des exemplarischen Datensatzes.

3.3 Straßenbelag

Die Bestimmung des Straßenbelags basiert auf der Untersuchung von je vier Signaldatensätzen von drei unterschiedlichen Fahrbahnuntergründen – Pflastersteinbelag, Kopfsteinpflaster und Asphalt. Zur Untergrundbestimmung soll die diskrete Fouriertransformation (DFT) verwendet werden. Mittels Geschwindigkeitsnormierung wird die zeitliche Dimension kT_A durch den Ort kX_A substituiert: $kT_A \bullet \rightarrow kX_A$. Anschließend werden die untersuchten Datensätze auf 1 m skaliert und mittels DFT die Ortsspektren berechnet:

$$|Z_{mess}(e^{j2\pi f/f_A})| = |DFT\{z_{mess}(kX_A)\}|. \quad (8)$$

Die Abbildung 3 zeigt die gemittelten Spektren der untersuchten Signaldatensätze. Die Spektren sind für fast alle Datensätze nahezu identisch. Die Tabelle 3 stellt die Abweichungen der Betragsspektren $|Z_{mess}(e^{j2\pi f/f_A})|$ zu ihrem jeweiligen mittleren Betragsspektrum $|\bar{Z}_{mess}(e^{j2\pi f/f_A})|$ pro Straßenbelag mit Hilfe des Bestimmtheitsmaßes R^2 dar. Beim Pflastersteinbelag in Abbildung 3 (links) ergibt sich ein Maximum bei $f = 4 \frac{1}{m}$. Dies entspricht einer Schwingungslänge von 0,25 m, welche auf die Pflastersteinlänge zurückzuführen ist. Für das Kopfsteinpflaster in Abbildung 3 (Mitte) lässt sich ein Nebenmaximum bei $f = 8 \frac{1}{m}$ feststellen. Dieses lokale Maximum entsteht durch die kleineren Kopfsteinpflasterstrukturen von ca. 0,125 m. Die stärkeren Amplitudenwerte werden durch die größeren und tieferen Fugen des Kopfsteinpflasters hervorgerufen. Die tieferen Frequenzanteile $f \leq 4 \frac{1}{m}$ werden durch die versetzt verlegten Kopfsteinpflastersteine erzeugt. Der Asphalt in Abbildung 3 (rechts) führt aufgrund des glatten Belags zu wenig ausgeprägten Frequenzanteilen und kann nur anhand seiner etwas höheren Amplitudenwerte von dem gemessenen Spektrum bei Fahrzeugstillstand unterschieden werden.

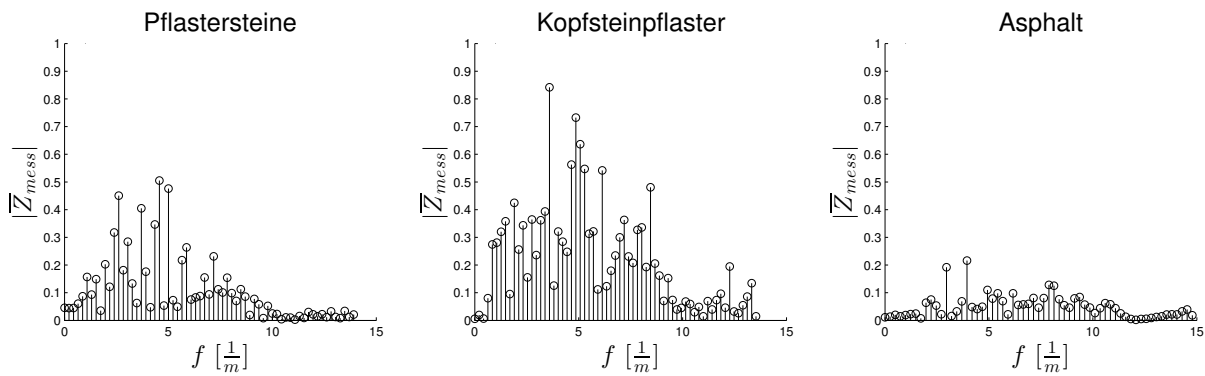


Abbildung 3 - Gemittelte Betragsspektren der Signale $\{z_{mess}(kT_A)\}$.

Tabelle 3 - Ähnlichkeit der Betragsspektren zum jeweiligen mittleren Spektrum (Bestimmtheitsmaß).

Datensatz	Straßenbelag	Pflastersteine	Kopfsteinpflaster	Asphalt
1	R^2	0,82	0,85	0,66
2	R^2	0,86	0,67	0,85
3	R^2	0,87	0,81	0,84
4	R^2	0,72	0,87	0,89

3.4 Streckencharakterisierung und Objektklassifikation

Die Untersuchung zur Charakterisierung einer Strecke auf Basis einzelner Fahrbahnobjekte bzw. Streckenevents stellt eine Vorstufe für zukünftige Analyse- und Klassifikationsexperimente dar. Dabei soll eine definierte Strecke in sogenannte „Streckenevents“ unterteilt werden, die bezüglich ihrer Abfolge und Kombination eine Strecke charakterisieren.

Der Pilotversuch basiert auf der Arbeitshypothese, dass sich verschiedene Fahrbahnobjekte bzw. Streckenevents – und auf einer Metaebene auch die konkrete Fahrstrecke – wiedererkennen und klassifizieren lassen.

Dazu werden je acht Datensätze von drei Fahrbahnobjekttypen [Temposchwelle (t), abgesenkte Bordsteinkante (b) und Kanaldeckel (k)] analysiert. Zur Klassifikation der drei Fahrbahnobjekttypen wird die Hauptkomponentenanalyse (PCA) nach [6] auf $\{y_{mess}(kT_A)\}$ angewendet.

Jeder Signaldatensatz wird manuell ausgeschnitten. Dazu wird ein Zeitfenster von $T = 8$ s um das zu erkennende Objekt gelegt.

Danach wird die mittlere Geschwindigkeit $\bar{v}_{x_{mess}}$ in diesem Zeitfenster bestimmt, und der Datensatz wird durch Up- bzw. Downsampling linear auf die maximale Geschwindigkeit $\max\{\bar{v}_{x_{mess}}\}$ aller Datensätze normiert. Damit wird gewährleistet, dass alle Signaldatensätze ihre überfahrenden Objekte mit der gleichen Geschwindigkeit und derselben Abtastfrequenz, die bei einer PCA zwangsläufig identisch sein muss, widerspiegeln.

Vor der eigentlichen PCA wird ein funktionales Datenobjekt [7] erstellt und $N = 24$ Fourierreihen als Basisfunktionen kreiert. Anschließend wird die PCA mit drei Hauptkomponenten (PC) durchgeführt.

Die Abbildung 4 stellt die Hauptkomponentenwerte PC1, PC2 und PC3 dar. Hierbei ist eine deutliche Trennung zwischen den Bordsteinkanten (b) bzw. Kanaldeckeln (k) und den Temposchwellen (t) über die PC1, die die höchste Variabilität besitzt, zu erkennen.

Um die Ergebnisse besser einordnen zu können, sind in der Tabelle 4 die mittleren Abstände und Standardabweichungen der Fahrbahnklassen zu ihren jeweiligen Hauptkomponenten auf-

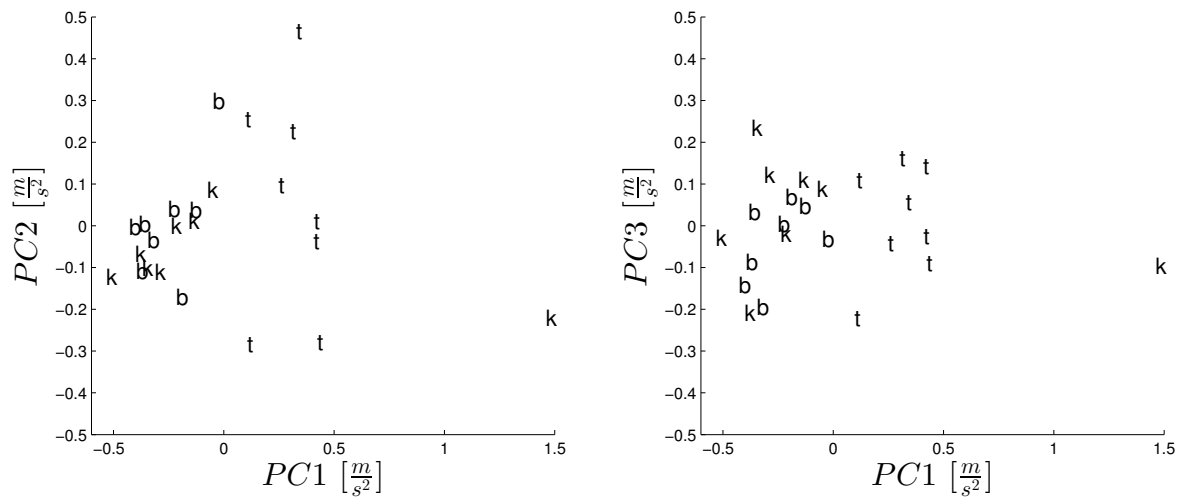


Abbildung 4 - PCA für $\{y_{mess}(kT_A)\}$ – Bordstein (b), Temposchwelle (t) und Kanaldeckel (k).

geführt. Für eine Gesamtbewertung muss jeder Wert mit der zugehörigen Variabilität der jeweiligen Hauptkomponente gewichtet werden.

Die Signaldatensätze der Bordsteinkanten streuen weniger [$std(b)$], als die der Kanaldeckelsignale [$std(k)$]. Die mittleren Abstände der PC1 erlauben eine Differenzierung der drei Fahrbahnobjekte.

Tabelle 4 - PCA – mittlere Abweichung und Standardabweichung je Hauptkomponente.

	Variabilität	\bar{b}	\bar{t}	\bar{k}	$std(b)$	$std(t)$	$std(k)$
PC1	79,6%	-0,25	0,30	-0,05	0,028	0,33	0,60
PC2	13,4%	0,01	0,06	-0,07	0,13	0,25	0,11
PC3	6,2%	-0,04	0,01	0,03	0,10	0,12	0,13

4 Diskussion und Zusammenfassung

Die Smartphone-basierte Bewegungsanalyse im Fahrzeug kann spezifische Fahrzeugbewegungen in Alltagssituationen erfassen. Die diskutierten vier Anwendungsszenarien stellen Indikatoren dar, um das Potential Smartphone-basierter Messungen für zukünftige Entwicklungsprojekte einzuschätzen.

Herausforderungen ergeben sich durch eine Fahrzeugsystem-unabhängige Geschwindigkeitsnormierung, um vergleichbare Datensätze zu erhalten. Darüber hinaus sind Beschleunigungswerte in eine bestimmte Richtung nicht zwangsläufig auf diesbezügliche Fahrzeugbewegungen zurückzuführen. Hierbei sind eine ungenaue Ausrichtung des Smartphones im Fahrzeugkontext und weitere Einflussfaktoren (Erdbeschleunigung auf alle Komponenten usw.) zu beachten.

Die Ergebnisse der Fahrbahncharakterisierung sind ermutigend, bedürfen aber einer detaillierten Analyse und Klassifikationsexperimenten mit einer größeren Datenbasis realer Fahrsituationen. Die Klassifikation von Kanaldeckeln scheint kompliziert, da diese – zumindest in der bisherigen Messregion – gut in den Straßenverlauf eingearbeitet sind. Markante Objekte wie Temposchwellen oder Bordsteinkanten lassen sich durch Hauptkomponentenanalysen gut unterscheiden.

Für weitere Arbeiten ist eine Untersuchung mit unterschiedlichen Fahrzeugtypen geplant – mit dem Fokus auf aktuelle Baureihen, die über besser abgestimmte oder adaptive Fahrwerke verfügen und für ein „sanftes Fahrgefühl“ sorgen.

Höhere Geschwindigkeiten bei Messfahrten bedingen bessere Smartphoneapplikationen mit einer höheren Abtastfrequenz. In der verwendeten App „Accelerometer Monitor“ und bei der unterstellten Mindestauflösung von Fahrbahnstrukturen um 10 cm findet bereits ab Geschwindigkeiten über 18 km/h eine Unterabtastung der angeregten Signalverläufe und damit eine ggf. fehlerhafte Interpretation der Fahrbahnobjekte bzw. zugeordneter Frequenzanteile statt.

Literatur

- [1] „Das Navi wird 25. Wenn möglich, bitte wenden“, Frankfurter Allgemeine Zeitung, 17.12.2014. www.faz.net/aktuell/wirtschaft/vor-25-jahren-bosch-bringt-das-erste-navi-fuers-auto-13326444.html (25.01.2015).
- [2] „Spielerisch besser Autofahren – mit der neuen App AXA Drive“, AXA Auto & Unterwegs, 23.10.2014. www.axa.de/das-plus-von-axa/auto-kfz-unterwegs/app-axa-drive (25.01.2015).
- [3] Theiss, B., „So erkennt ein Smartphone jede Bewegung“, connect, 22.08.2011, WEKA Media Publishing. www.connect.de/ratgeber/bewegungsmessung-von-smartphones-1169755.html (25.01.2015)
- [4] Thiagarajan, A., Biagioni, J., Gerlich, T., Eriksson, J., „Cooperative transit tracking using smart-phones“, Tagungsband 8. ACM Konferenz Embedded Networked Sensor Systems (SenSys), S. 85–98, Zürich, 2010.
- [5] Milker, S., „Bewegungserkennung mit Smartphones mittels deren Sensoren“, Bachelorarbeit, Institute for Web Science and Technologies, Universität Koblenz-Landau, Juli 2012.
- [6] Ramsay, J. O., Hooker, G. and Graves, S., „Functional Data Analysis with R and MATLAB“, Springer, 100–103, New York, 2009.
- [7] Ramsay, J. O., „FDA Software Package for Matlab“ (Version 2.2.8). www.psych.mcgill.ca/misc/fda/conferences.html (06.08.2013).