Honda Research Institute EU
Honda Research Institute Europe GmbH
https://www.honda-ri.de/

An Approach for Automatic Riding Skill Identification - Methodology and first Results

Nils Magiera, Herbert Janßen, Hermann Winner

2016

Preprint:

This is an accepted article published in Ifz Konferenz 2016. The final authenticated version is available online at: https://doi.org/[DOI not available]

An Approach for Automatic Riding Skill Identification – Overview about the Methodology and first Results

Ein Ansatz zur Schätzung der Fahrfertigkeiten – Überblick über Methoden und Ergebnisse

Nils Magiera, Hermann Winner
TU Darmstadt Fachgebiet Fahrzeugtechnik (FZD). Darmstadt, Deutschland

Herbert Janssen, Martin Heckmann
Honda Research Institute Europe GmbH, Offenbach am Main, Deutschland

Abstract

Due to the static and dynamic instabilities of a motorcycle the rider performs a highly demanding control task during e.g. cornering, braking or a combination of both. Thus safety and ride comfort strongly depend on the personal abilities and skills of the rider. As a result existing Advanced-Rider-Assistance-Systems (ARAS) for powered two-wheelers try to improve safety by taking rider characteristics into account and warn or intervene before the occurrence of critical situations. Biral[1] for instance determines rider characteristics from the distribution of achieved longitudinal and lateral acceleration during braking or cornering. However such characteristics don't take into account other qualities of the analyzed maneuver, e.g. smoothness and absence of corrective actions.

In this paper we present methods to estimate the quality of a cornering maneuver and derive a personalized riding skill model. The approach utilizes machine learning methods together with heuristic assumptions about the vehicle dynamics to detect and evaluate the quality of various cornering maneuvers from the onboard recordings of a motorcycle equipped with an Inertia Measurement Unit.

Motivated by self-conducted test rides and different to Yoneta[2] we propose to split the measurement data into segments that represent the control behavior of the rider rather than just cornering: roll-into-corner, stable-lean and roll-out-of-corner. To solve this objective several models including explicit rule based models and Hidden Markov Models (HMM) were evaluated. We use roll angle, roll rate and roll acceleration, derived by an extended Kalman-Filter to identify stationary and non-stationary segments in the cornering maneuvers. We show that a segmental HMM approach achieves the best results and outperforms explicit rule based models according to several evaluation criteria.

Based on the results of the segmentation we discuss multiple methods to calculate scores for the quality of cornering maneuvers and an overall personal rider skill score. We verify the usefulness of our scoring by comparing five riders with different mileage and experience: a novice, several experienced and a professional rider.

[1] See Biral, Francesco et al.: An intelligent curve warning system for powered two wheel vehicles, 2010

[2] See Yoneta, Keisuke et al.: Rider Characteristics Assessment Device, 2014

Zusammenfassung

Aufgrund der statischen und dynamischen Instabilitäten eines Einspurfahrzeugs ist der Motorradfahrer bei komplexeren Fahrmanövern wie der Kurvenfahrt, dem Bremsen oder derer Kombination besonders gefordert. Sowohl Verkehrssicherheit als auch Fahrkomfort hängen stark von den individuellen Fähig- und Fertigkeiten des Fahrers ab. Bereits bei heute bekannten Fahrerassistenz-Systemen (ARAS) werden deshalb den Fahrer beschreibende Kennwerte verwendet um beispielsweise vor individuell-kritischen Kurvengeschwindigkeiten zu warnen[3]. Ein solches Verfahren basiert auf den vom Fahrer erreichten Längs- und Querbeschleunigungen. Dabei werden jedoch keine weiteren Qualitätsmerkmale berücksichtigt, die beschreiben wie diese Kennwerte zustande kommen, z.B. wie sauber die Kurve gefahren wurde und ob Korrekturen notwendig waren.

In dieser Veröffentlichung stellen wir einen Ansatz vor, die Qualität von Kurvenfahrten retrospektiv zu bewerten und leiten daraus ein individuelles Modell der Fahrfertigkeiten des Motorradfahrers ab. Der Ansatz basiert rein auf der Nutzung von im Fahrzeug verfügbaren Sensordaten einer Inertialmesseinheit, die mittels probabilistischen und heuristischen Modellen ausgewertet werden.

Im Gegensatz zu bekannten Verfahren[4] basiert unser Ansatz auf der Segmentierung der Messdaten in Segmente, die einzelnen Kontrollstrategien des Fahrers entsprechen. Ein als Kurvenfahrt klassifiziertes Manöver wird beispielsweise in: Einlenken, Regelung des Rollwinkels in stationärer Kurvenfahrt und Auslenken unterteilt. Zur gleichzeitigen Segmentierung und Klassifizierung der Messdaten wird ein Hidden-Markov-Modell (HMM) verwendet, das als Beobachtungen (Modelleingänge) den Fahrzeugrollwinkel, die Rollrate sowie die Rollbeschleunigung verwendet.

Basierend auf den segmentierten Messdaten werden Kennwerte berechnet, die sowohl die Qualität der Fahrzeugbeherrschung auf Stabilitätsebene als auch auf Bahnführungsebene beschreiben. Um die Nutzbarkeit der Kennwerte nachzuweisen, wird deren statistische Verteilung für insgesamt fünf Fahrer aus drei Fertigkeitsgruppen (Fahranfänger, Normalfahrer und professioneller Testfahrer) analysiert.

[3] Vgl. Biral, Francesco et al.: An intelligent curve warning system for powered two wheel vehicles, 2010

[4] Vgl. Yoneta, Keisuke et al.: Rider Characteristics Assessment Device, 2014

Ein Ansatz zur Schätzung der Fahrfertigkeiten – Überblick über Methoden und Ergebnisse

1 Einleitung

Verglichen mit Insassen anderer Fahrzeuge sind Motorradfahrer im öffentlichen Straßenverkehr einem vielfach höheren Risiko ausgesetzt, bei einem Unfall schwer oder gar tödlich verletzt zu werden. Statistiken zeigen, dass das Risiko bei einem Unfall tödlich zu verunglücken, bezogen auf die zurückgelegte Distanz, bis zu 20 Mal höher ist als für einen Pkw-Fahrer. Neben tödlichen Unfällen wurden 2014 ca. 30.000 Motorradunfälle in Deutschland polizeilich erfasst. In 65 Prozent aller Fälle wurden Fahrfehler des Motorradfahrers als Hauptursache festgestellt[5]. Um diese Zahl weiter zu senken, werden heutzutage im wesentliche zwei Ansätze verfolgt: Ein gezieltes Training des Fahrers zur Verbesserungen seiner Fahrfertigkeiten sowie der sich verbreitende Einsatz von Sicherheitssystemen wie ABS, TCS oder auch MSC. Ein gezieltes Fahrertraining hat dabei den Vorteil, dass sich die allgemeine Verbesserung der Fahrfertigkeiten sowohl auf unkritische als auch kritische Fahrmanöver auswirkt. Allerdings werden Sicherheitstrainings nur von einer begrenzten Anzahl von Fahrern wahrgenommen und decken verglichen zu den im Realverkehr auftretenden Situationen nur eine kleine Anzahl an kritischen Manövern ab. Auf der anderen Seite unterstützen Sicherheitssysteme als auch ARAS den Fahrer während des Betriebs im öffentlichen Straßenverkehr. Heutzutage sind diese jedoch nicht auf die Interaktion mit dem Fahrer z.B. zur Verbesserung seiner Fahrfertigkeiten ausgelegt.

Die Nutzung der im Fahrzeug durch die Sicherheitssysteme verfügbaren Informationen für ein Online-Fahrertraining durch gezieltes Feedback zu den eigenen Fahrfertigkeiten oder aufgetretenen kritischen Situationen birgt weiteres Potential für die zukünftige Reduktion kritischer Fahrsituationen und von Unfällen. Der Schlüssel für eine solche Applikation sowie zukünftige intelligentere Assistenzsysteme ist eine Methode zur Bewertung von Fahrmanövern und der darauf basierenden Schätzung der individuellen Fahrfertigkeit. Die Kombination eines zuverlässigen Fahrfertigkeitsmodells mit der Methode zur Bewertung von Fahrmanövern ermöglicht dann auch die Detektion ungewöhnlicher, womöglich kritischer Fahrsituationen.

2 Stand der Forschung

Die Charakterisierung von Fahrern durch Kennwerte ist bereits seit Jahrzehnten ein wichtiges Thema im Automobilbereich. Die Anzahl an relevanten Veröffentlichungen mit dem Fokus auf der Beschreibung von Fahrfertigkeiten oder der Fahrexpertise eines Fahrers ist jedoch sehr begrenzt. Im Motorradbereich beschränken sich die Veröffentlichungen zur Charaktersierung des Fahrers anhand Fahrdynamikdaten im wesentlich auf zwei Ansätze.

[5] Vgl: Statistisches Bundesamt (Destatis): Verkehr Verkehrsunfälle, 2016

Biral et al. nutzen für ein vorausschauendes Kurvenwarnsystem ein Modell der vom Fahrer erreichten Beschleunigungen in Längs- und Querrichtung. Dabei werden die Grenzen des Motorradfahrers, bei der er ein Fahrmanöver noch als komfortabel empfindet, mittels einhüllender Geraden im *g-g*-Diagramm beschrieben[6,7]. Während Biral so nur die Komfortgrenze eines Fahrers definiert, beschreibt Spiegel die Fahrexpertise verschiedener Fahrer von Beginner bis Koryphäe über die erreichten Bereiche im Längs- und Querbeschleunigungs-Diagramm[8]. Auch weitere Autoren im Automobilbereich nutzen diese Kennwerte, um Fahrer bezüglich ihres Fahrstils, nicht jedoch ihrer Expertise zu beschreiben.

Der zweite bekannte Ansatz zur Charakterisierung der Fahrfertigkeiten und Fahrexpertise basiert auf der Auswertung verschiedener Frequenzbereiche der Fahrdynamikdaten von Turning Maneuvern (Abbiege-Manöver). Yoneta et al. extrahieren bei diesem Ansatz aus dem zeitlichen Verlauf der Messdaten drei unterschiedliche Bewertungen für die Fahrzeugstabilität, den Kurvenverlauf sowie die Kopfstabilität. Diese Bewertungen werden anschließend zu einer Gesamtnote des Fahrmanövers auf einer 27-stufigen Skala zusammengefasst. Über mehrere Fahrmanöver wird anschließend die Fahrexpertise des Fahrers gemessen sowie dessen Entwicklung über die Zeit aufgenommen. Bei der Methode werden im Wesentlichen zwei Schritte vollzogen: Erstens, die Detektion von Abbiege-Manövern, indem ein Schwellwert für die Gierrate über- und nach einer gewissen Zeit unterschritten wird. Im zweiten Schritt werden die Messdaten mittels Filterung in einen hochfrequenten Anteil, der negatives Verhalten widerspiegelt und einen tieffrequenten Anteil, der bewusst gewollte Aktionen des Fahrers wiedergibt, aufgeteilt und daraus eine Bewertung generiert[9].

Beide Ansätze haben spezifische Schwächen. Ersterer berücksichtigt nicht wie die Querbeschleunigung erreicht wird, z.B. durch untypische Manöver wie Slalomfahren oder Korrekturen während der Kurvenfahrt. Zudem hängen die während einer Fahrt erreichten Längs- und Querbeschleunigung auch maßgeblich von den Verkehrsverhältnissen, Umwelteinflüssen, wie z.B. Straßenbelag oder Wetter, und Gemüt des Fahrers ab. Eine zuverlässige Schätzung der Fahrfertigkeiten und Fahrexpertise anhand dieser Kennwerte ist im realen Straßenverkehr daher nur eingeschränkt möglich. Der zweite Ansatz trifft die Annahme, dass niederfrequente Bewegungen des Motorrads aus dem Einlenken in eine Kurve resultieren und Fahrfehler und mangelnde Fahrstabilität vorwiegend als hochfrequente Anteile im Signal auftreten. Gerade Korrekturen aufgrund fehlerhafter Kursplanung liegen jedoch im Bereich der Frequenzen des herkömmlichen Einlenkens.

---

[6] Vgl: Biral, Francesco et al.: An intelligent curve warning system for powered two wheel vehicles, 2010

[7] Vgl: Biral, Francesco; Lot, Roberto.: An interpretative model of g-g diagrams of racing motorcycle, 2009

[8] Vgl: Spiegel, Berndt: Die obere Hälfte des Motorrads, 2003, S. 131

[9] Vgl: Yoneda, Keisuke et al.: Rider Characteristics Assessment, 2014

3 Fahrmanöversegmentierung

Da die Schätzung der Fahrfertigkeiten und der Fahrexpertise im Realverkehr erfolgt, ist eine automatische Erkennung wiederkehrender Manöver wie z.B. Kurvenfahrten notwendig. In Realität unterscheiden sich Kurven bezüglich des Kurvenradius, des Kurvenwinkels, der Länge sowie der erlaubten Geschwindigkeit und damit auch der zeitlichen Ausdehnung der Messdaten. Zudem ist eine Aneinanderreihung verschiedener Kurven möglich, siehe hierzu Abbildung 1 und Tabelle 1.

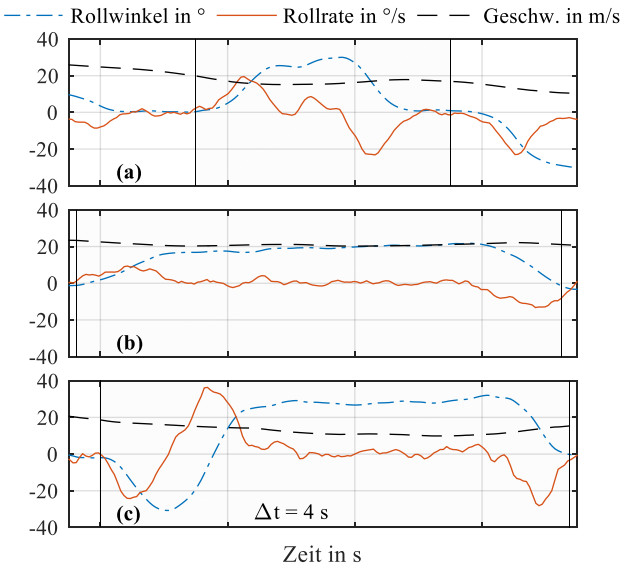


Abbildung 1. Exemplarische Kurvenausprägungen

Tabelle 1. Parameter der exemplarischen Kurven

Kurve	Krümmung	Winkel	Länge	Dauer
(a)	-17/km	60 °	120 m	8 s
(b)	-6.5/km	100 °	350 m	15.5 s
(c)	20/km	40 °	60 m	4 s
	-40/km	220 °	150 m	11 s

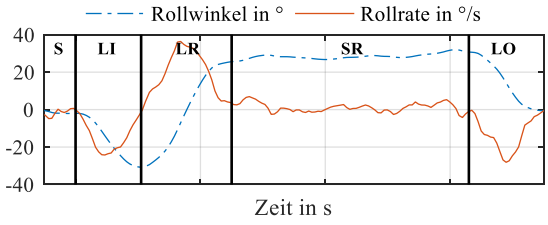


Abbildung 2. Zerlegung der exemplarischen Kurvenausprägung in Abbildung 1: (c)

Eine Analyse der Messdaten rein auf Manöverebene erscheint deshalb wenig aussagekräftig und würde ggf. zu stark schwankenden Kennwerten für eine spätere Klassifikation der Fahrexpertise des Fahrers führen. Auch haben verschiedene Studien[10,11,12] gezeigt, dass der Mensch während komplexer Fahrmanöver zwischen mehreren einfachen Regelstrategien wechselt. Aus diesem Grund schlagen wir eine Zerlegung der Messdaten in Segmente vor, die wiederkehrenden Kontrollstrategien des Fahrers entsprechen. Diese werden als sogenannte Manöver-Primitive deklariert und sind in Tabelle 2 aufgelistet. Sie sind im Wesentlichen durch die Bewegungsrichtung als auch den Anfangs- und Endrollwinkel definiert, welche im Phasendiagramm in Abbildung 3 veranschaulicht sind. Die beispielhafte Zerlegung der Messdaten einer S-Kurve ist in Abbildung 2 dargestellt.

[10] Agamennoni, Gabriel et al. (2014): Bayesian model-based sequence segmentation, S.1f

[11] Kim, J.-H. et al. (2005): Modeling of Driver's CA Maneuver based on Controller Switching Model

[12] Terada, R. et al. (2010): Multi-scale driving behavior modeling using hierarchical PWARX model

Tabelle 2. Liste definierter Manöver-Primitive

Abk.	Nr.	Bezeichnung	vorherige Zustand
S	1	Geradeausfahrt	RO, LO
SR	2	stationäre Rechtskurve	RI,LR,*(RL)*
SL	3	Stationäre Linkskurve	LI,RL,*(LR)*
RI	4	Einlenken Rechtskurve	S
LR	5	Wechsel Links-Rechts	SL,LI,RL
RO	6	Auslenken Linkskurve	SL,RL
LI	7	Einlenken Linkskurve	S
RL	8	Wechsel Rechts-Links	SR,RI,LR
LO	9	Auslenken Rechtskurve	SR,LR

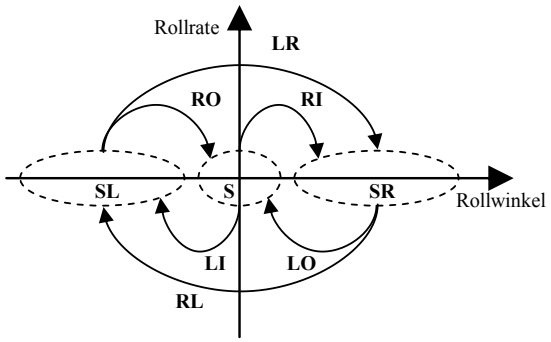


Abbildung 3. Lage der Manöver-Primitive im Phasendiagramm von Rollwinkel und Rollrate

Die automatisierte Zerlegung und Klassifikation der Messdaten erfolgt mit einem probabilistischen Modell zur Zeitreihensegmentierung, das auch bei ähnlichen Problemstellungen im Bereich der Sprach- und Gestenerkennung verwendet wird. Ein solches Hidden-Markov-Modell ist ein Modell für Prozesse, bei dem die eigentlichen Zustände (Hidden States) nicht bekannt sind, aber über Beobachtungen geschätzt werden können. Dabei wird angenommen, dass der aktuelle Zustand alleine vom vorherigen Zustand abhängig ist. Mit einem solchen Modell wird somit auch die Historie der Beobachtungen zur Klassifikation bzw. Segmentierung berücksichtigt.

In unserem Anwendungsfall sind die zuvor definierten Manöver-Primitive unbekannt. Als Beobachtung O_i zur Schätzung der unbekannten Zustände S_j werden die Messung von Rollwinkel, der Rollrate und der numerisch differenzierten Rollbeschleunigung verwendet. Aus diesen werden mittels Verteilungsmodellen (μ_j, Σ_j) die Wahrscheinlichkeiten $p_{i,j}$ berechnet, dass die aktuelle Beobachtung zu einem unbekannten Zustand S_j gehört. Die Segmentierung der Messdaten erfolgt anschließend mittels des Viterbi Algorithmus. Dieser berechnet die wahrscheinlichste Sequenz der Manöver-Primitive aus den aktuellen Beobachtungswahrscheinlichkeiten $p_{i,j}$ sowie den Übergangswahrscheinlichkeiten $\alpha_{j,j}$ zwischen den Manöver-Primitiven. Die Segmentierung wird abschließend noch mit einem heuristischen Modell verbessert, das nicht plausible, sehr kurze, Segmente eliminiert.

Die Güte der automatisierten Segmentierung wurde anhand manuell annotierter Datensätze einer ca. einstündigen Messfahrt im Odenwald evaluiert. Als Gütemaße wurden die sampleweise Übereinstimmung sowie die zeitliche Differenz zwischen den manuellen und automatisierten Segmentierungspunkten gewählt. Für die sampleweise Übereinstimmung ergibt sich ein Wert von knapp 90%. Auch liegen 75% der Segmentierungspunkte weniger als 0,2 Sekunden vom Referenzpunkt entfernt. Eine detaillierte Aufstellung der Ergebnisse ist in Tabelle 3 und 4 dargestellt.

Tabelle 3. Ergebnisse der Evaluierung der sampleweisen Übereinstimmung

	Ges.	nach Manöver Primitiven (s. Tab. 2)				
	m	m_1	m_2	m_3	m_{4-6}	m_{7-9}
Sample Übereinstimmung, in %	88,7	94,2	88,4	90,9	89,5	88,8

Tabelle 4. Ergebnisse der Evaluierung der zeitlichen Differenz der Segmentierungspunkte

	Δt in s					
	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	1
Anteil Referenz - Prädiktion < Δt, in %	47,8	75,2	77,7	85,1	88,7	95

4 Bewertung der Fahrexpertise anhand von Manöver-Primitiven

Die Segmentierung der Messdaten erlaubt die Auswertung der Manöver-Primitive entsprechend der dort theoretisch stattfinden Regelstrategie bzw. Fahrerintention. Aufgrund des Wissens über Anfang und Ende eines Segments ist es auch möglich, die bisherigen Auswerteverfahren an die zeitliche Länge des Segments anzupassen, z.B. über die Eckfrequenz eines Filteransatzes. Um die nachfolgenden Methoden zur Auswertung von stationären Manöver-Primitiven SR und SL zu veranschaulichen, ist exemplarisch ein Ausschnitt von Testfahrten dreier verschiedener Fahrer auf der identischen Strecke in Abbildung 4 dargestellt.

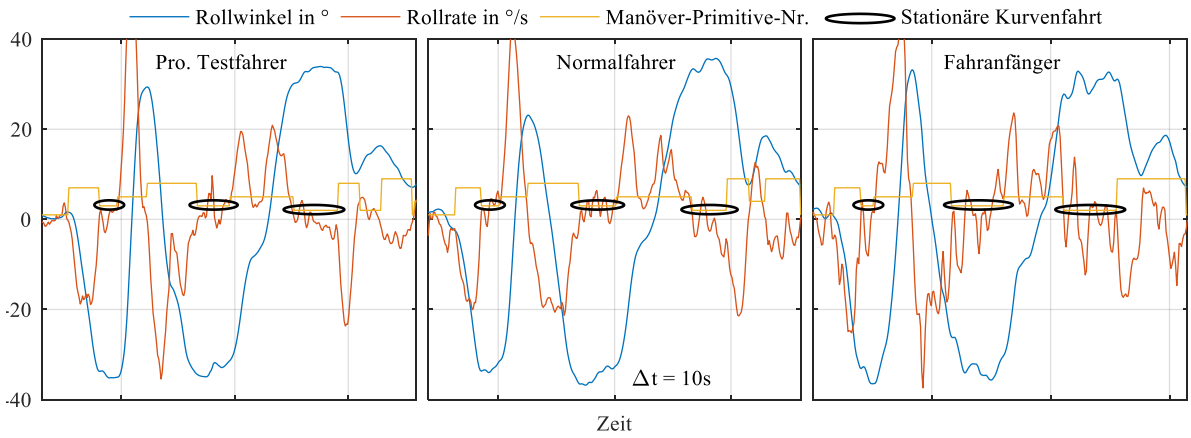


Abbildung 4. Vergleich von Rollwinkel- und Rollratenverlauf dreier Fahrer in Kurvenfahrt

Bereits die visuelle Analyse der drei Graphen in Abbildung 4 zeigt ein zunehmendes Niveau der Schwankung der Rollrate vom professionellen Testfahrer hin zum Fahranfänger. Der Normalfahrer bildet hierbei die Mitte, wobei die Kurvenverläufe rein visuell eher dem Testfahrer ähneln. Unterschiede zwischen diesen beiden Fahrern sind in Phasen konstanten Rollwinkels (stationäre Manöver-Primitive) zu erkennen. Hier zeigt der Normalfahrer stärker ausgeprägte Oszillationen der Rollrate. Die Phasen der Änderung des Rollwinkels sind bei diesen Fahrern hingegen wenig unterscheidbar. Bei einem Fahranfänger sind die Amplituden der Oszillationen der Rollrate nochmals größer. Zudem sind diese sich überlagernde Schwingungen auch in den Phasen sich ändernden Rollwinkels erkennbar.

4.1 Kennwerte zur Bewertung stationärer Manöver-Primitive.

In Phasen stationärer Kurvenfahrt stabilisiert der Fahrer das Motorrad dynamisch durch Gewichtsverlagerung, kleine Lenkwinkelkorrekturen und ggf. Geschwindigkeitsänderungen, um den von Kurvenradius und aktueller Geschwindigkeit abhängigen Rollwinkel zu halten. Aufgrund des für ein Einspurfahrzeug zur Verfügung stehenden Fahrraums und der damit verbundenen freieren Linienwahl im Vergleich zum Pkw sowie den Regularien im Bereich Straßenbau treffen wir die Annahme, dass der Fahrer in stationärer Kurvenfahrt den Rollwinkel quasi konstant hält oder mit einer geringen konstanten Rollrate ändert. Stationäre Manöver-Primitive können dann mittels Gleichung (1), der Standardabweichung der Rollrate des Segments bewertet werden.

$$B_{1\,SR,SL} = \sigma(\dot{\varphi}) \tag{1}$$

Bei näherer Betrachtung der Graphen fällt auf, dass die Rollrate insbesondere bei kurzen stationären Segmenten - beispielweise bei gut einsehbaren Kurven mit geringem Kurvenwinkel - einem linearen Trend folgen kann. Dies ist darauf zurückzuführen, dass die Kurve rund gefahren wird, d.h. nach dem ersten Einlenken die Rollrate mit einem flachen Gradienten in Richtung Auslenken verläuft. Die aus diesem Verlauf resultierenden Werte der Standardabweichung sind nicht von Werten durch Oszillationen oder einer Korrektur zu unterscheiden. Aus diesem Grund erfolgt die robustere Bewertung durch die Abweichung der Rollrate des Segments von einem linearen Modell θ wie in Abbildung 5 dargestellt. In Tabelle 5 sind die so ermittelten Kennwerte für die stationären Manöver-Primitive aus Abbildung 4 aufgelistet. Diese bestätigten die Ergebnisse der visuellen Analyse von Abbildung 4 auch mit objektiven Größen.

$$B_{2\,SR,SL} = \mathrm{RMSE}(\dot{\varphi} - \dot{\varphi}_{lin}) \tag{2}$$

$$\dot{\varphi}_{lin} = \theta_1 t + \theta_2 \tag{3}$$

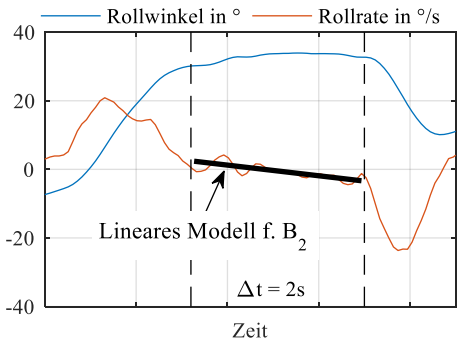


Abbildung 5. Auswertung stationärer Manöver Primitive mit linearem Modell

Tabelle 5. Kennwerte für stationäre Manöver Primitive aus Abbildung 4

Fahrer:	Kennwert	Segment-Nr. 1	2	3
Prof. Testfahrer	B_1 in °	1.8	2.6	2.2
	B_2 in °	1.6	2.6	1.4
Normalfahrer	B_1 in °	2.2	2.1	3.6
	B_2 in °	1.7	2.1	2.9
Fahranfänger	B_1 in °	4.3	5.8	5.5
	B_2 in °	4.4	4.6	5.5

4.2 Statistische Auswertung der Bewertungen stationärer Manöver-Primitive nach Fahrertypen

Zur Validierung der Auswertemethoden wurden Versuchsfahrten mit 5 verschiedenen Fahrern auf einer typischen Motorradstrecke in Deutschland im Odenwald durchgeführt. Die Strecke kann in zwei Sektionen unterteilt werden, die sich durch Kurvenradien sowie den Fahrbahnbelägen und auch Fahrbahnmarkierung unterscheiden (In Sektion 2 sind die Fahrstreifen nicht durch Markierungen getrennt). Insgesamt werden Kurven mit Radien von 20 bis 200 m abgedeckt. Die Strecke wurde von allen Probanden mehrfach in beide Richtungen befahren, sodass die Verteilung für Rechts- und Linkskurven ähnlich sind. Die Wetter- und Streckenbedingungen waren für Fahrer 2 bis 5 sonnig und trocken bei 25°C. Fahrer 1 fuhr unter bewölkten Bedingungen bei ca. 18°C und streckenweise leicht feuchten Fahrbahnabschnitten. Diese Abschnitte wurden aus den ausgewerteten Daten entfernt. Pro Fahrer liegen so jeweils zwischen 150 und 180 ausgewertet Datensätze für stationäre Links- und Rechtskurven vor. Bei Fahrer 1 handelt es sich um einen professionellen Testfahrer der Firma Honda R&D Germany. Fahrer 2 bis 4 werden als Normalfahrer klassifiziert. Sie haben alle mehrere Jahre Fahrerfahrung und mehrere 10.000 km zurückgelegt. Fahrer 5 ist ein Fahranfänger, der zum Zeitpunkt der Testfahrten seit 4 Monaten Motorrad fährt und seitdem ca. 2000 km zurückgelegt hat. Abbildung 6 zeigt die kumulierte Verteilung des mittleren Rollwinkels einer ausgewerteten Kurve über die Testfahrten hinweg für die einzelnen Fahrer. Erkennbar ist, dass die Fahrer 1, 3 und 5 eine ähnliche Verteilung aufweisen, die etwa gleichverteilt über den Bereich von 18 bis 35° ist. Rein aufgrund der erreichten Rollwinkel auf die Fahreigenschaften bzw. die Fahrexpertise zu schließen, ist mittels dieses Kennwerts alleine nicht möglich. Abgrenzen lassen sich Fahrer 2 und 4, die größere Rollwinkel erreichen. Dem gegenübergestellt ist die Verteilung der Bewertung der Segmente konstanter Kurvenfahrt in Abbildung 7.

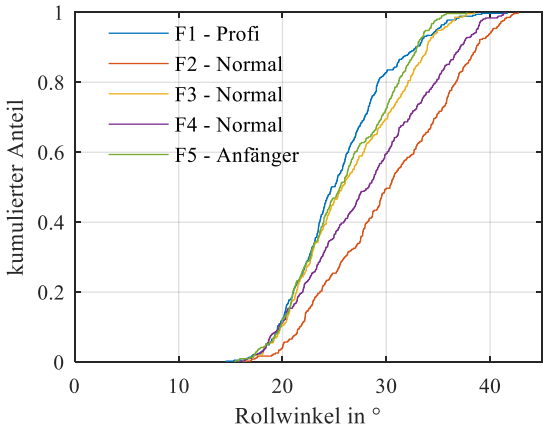


Abbildung 6. Verteilung der mittleren Rollwinkel für Kurvenfahrten nach Fahrer (Links- & Rechtskurven)

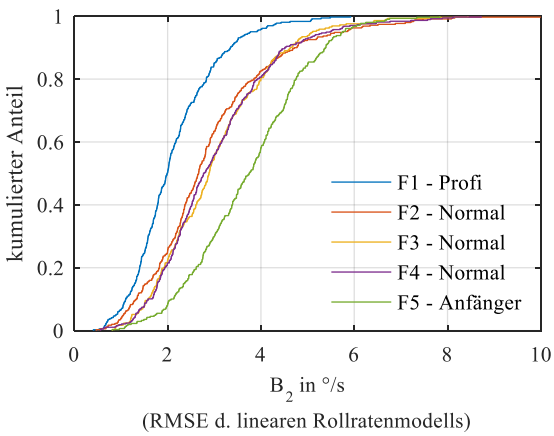


Abbildung 7. Verteilung der Bewertung der stationären Kurvenfahrt nach Fahrer (Links- & Rechtskurven)

Visuell zu erkennen ist, dass sich die drei Fahrerklassifzierungen: Professioneller Testfahrer, Normalfahrer und Fahranfänger anhand ihrer kumulierten Verteilungen unterscheiden lassen. Dabei ist der Unterschied zwischen dem Testfahrer und Fahranfänger besonders groß. Der Median der Bewertung des Anfängers liegt mit einem Faktor von 1,9 über dem des Testfahrers. Daneben unterscheiden sich auch die Interquartilabstände signifikant voneinander. Die Gruppe der Normalfahrer ist gut von beiden Extremen abgrenzbar. Allerdings ist die Differenzierung innerhalb der Gruppe nicht möglich, was auch die statistische Analyse mit dem nicht-parametrischen Kruskal-Wallis-Test[13] bestätigt.

Zur Untersuchung der Differenzierbarkeit der fünf Fahrer wird der Einfluss von Kurvenparametern auf die Bewertungen mit Hilfe von Streudiagrammen und des Rank-Korrelationskoffizienten r analysiert. Sowohl für den Kurvenwinkel als auch die zeitlicher Segmentlänge wird eine mittlere Korrelation im Bereich von $r = 0.5$ für einige Fahrer festgestellt. Die Bewertungen B_2 in Abhängigkeit des Kurvenwinkels sind in Abbildung 8 dargestellt. Zusätzlich dazu sind die linearen Regressionsgeraden abgebildet.

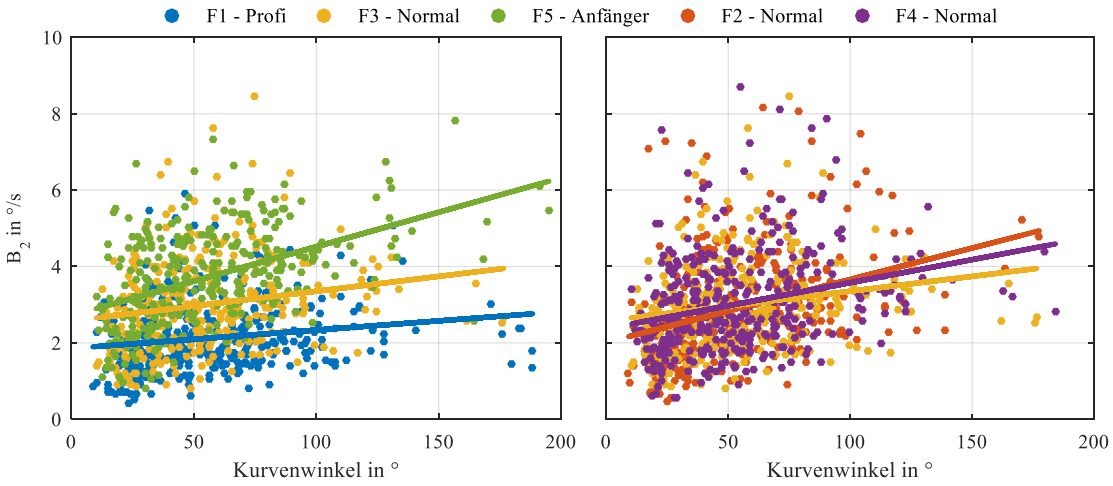


Abbildung 8. Streudiagramme der Bewertung B_2 in Abhängigkeit des Kurvenwinkels

Im linken Graphen der Abbildung 8 ist zu erkennen, dass die Bewertungen für den Fahranfänger mit zunehmenden Kurvenwinkeln ansteigen. Die Bewertungen für Fahrer 1 und 3 steigen dagegen nur mit einem geringen Gradienten an. Im rechten Graphen sind die drei Normalfahrer miteinander verglichen, deren kumulative Verteilung der Bewertung keine statistisch abgesicherte Unterscheidung zulässt. Auch in diesem Graphen sind nur geringe Unterschiede erkennbar. Auffällig ist, dass die Bewertungen von Fahrer 2 am stärksten über dem Kurvenwinkel ansteigen, obwohl dessen kumulierter Bewertungsverlauf am dichtesten an dem des professionellen Testfahrers liegt. Aus den Ergebnissen des linken, als auch des rechten Graphen, wird gefolgert, dass die Auswertung der Daten in Abhän-

[13] Parametrische Tests können nicht angewendet werden da deren Voraussetzungen verletzt sind.

gigkeit dieses und weitere Einflussparameter ein genaueres Modell der Fahrer genauer bezüglich Ihrer Fahreigenschaften und Fahrexpertise ermöglicht.

5 Fazit & Ausblick

Das Wissen über die Fahreigenschaften und Fahrexpertise des Motorradfahrers ist eine Schlüsselkomponente für zukünftige intelligente Assistenzsysteme. Bisherige veröffentlichte Methoden haben keinen Nachweis erbracht, dass diese die Fahrexpertise des aktuellen Fahrers mit hinreichender Genauigkeit schätzen können. In dieser Veröffentlichung wird eine Methode vorgestellt, die basierend auf der Segmentierung in Manöver-Primitive eine Bewertung der stationären Kurvenfahrt allein mit Intertialmessdaten ermöglicht. Durch die kumulierten Bewertungen einzelner Kurvenfahrten konnten drei Fahrertypen mit unterschiedlicher Fahrexpertise eindeutig voneinander unterschieden werden. Es wurde zudem gezeigt, das die Bewertungen vom gefahren Kurvenwinkel unterschiedlich stark für die einzelnen Fahrer abhängen. Diese und weitere Abhängigkeiten können genutzt werden um die Fahrer noch stärker voneinander zu differenzieren. Um die bisherigen als auch zukünftigen Ergebnisse statistisch abzusichern, müssen weitere Versuchsfahrten mit mehr Probanden durchgeführt werden. Es ist auch zu diskutieren, ob mehr als drei Fahrexpertise-Klassen: Testfahrer/Berufsfahrer – Erfahrene/Normalfahrer – Fahranfänger, zugeordnet werden können und wie mit einer Unterscheidung innerhalb dieser Gruppen umgegangen wird. Die Einordnung in diese Klassen wird in Teilen immer einem subjektiven Einfluss unterliegen.

Wie in Abbildung 4 gezeigt, sind auch in Phasen sich ändernden Rollwinkels Unterschiede zwischen den Fahrern erkennbar. Die Auswertung der Signale erfordert ein zusätzliches Bewertungsmaß, da die Annahme eines linearen Rollratenverlaufs in diesen dynamischen Manöver-Primitiven nicht gültig ist. Ansätze zur Auswertung dieser Segmente werden zurzeit untersucht. Die mögliche Auswertung der instationären Segmente verspricht eine weitere Verfeinerung der Beschreibung von Fahreigenschaften der individuellen Fahrer.

Desweiteren wird der Fragestellung nachgegangen, ob aus den Messdaten und deren Segmentierung eine direkte Identifikation von spezifischen Fahrfehlern mittels eines Klassifikatoransatzes möglich ist. Dies ist eine zentrale Voraussetzung, um den Fahrer während der Fahrt Feedback zu seinem Verhalten zu geben.

Danksagung

Die hier gezeigten Forschungen wurden innerhalb einer Kooperation mit dem Honda Research Institute Europe (HRI-EU) finanziert und von der Honda R&D Europe GmbH durch die Bereitstellung des Versuchsfahrzeugs samt Messtechnik unterstützt.

Literaturnachweise

Agamennoni, Gabriel et al.: [Bayesian model-based sequence segmentation, 2014]
Bayesian model-based sequence segmentation for inferring primitives in driving-behavioral data," in: 17th Int. Conf. Information Fusion (FUSION), Salamanca, Spain, Jul., 7-10, 2014, pp. 1-8.

Biral, Francesco; Lot, Roberto: [An interpretative model of g-g diagrams, 2009]
An interpretative model of g-g diagrams of racing motorcycle," in: Proc. 3rd Int. Conf. Mech. Eng. and Mechanics. Beijing, P.R. China, Oct. 21–23, vol 2, 2009.

Biral, Francesco et al.: [An intelligent curve warning system, 2010]
An intelligent curve warning system for powered two wheel vehicles," Eur. Transp. Res. Rev, vol. 2, no. 3, pp. 147–156, 2010.

Kim, Jong-Hae. et al.: [Modeling of Driver's CA Maneuver Based on Controller Switching Model, 2005]
Modeling of Driver's Collision Avoidance Maneuver Based on Controller Switching Model," IEEE Trans. Syst, Man, Cybern. B, vol. 35, no. 6, pp. 1131–1143, 2005.

Statistisches Bundesamt: [Verkehr Verkehrsunfälle, 2016]
Verkehr Verkehrsunfälle - Fachserie 8 Reihe 7 - 2014. Wiesbaden: Statistisches Bundesamt, 2016.

Spiegel, Bernt: [Die obere Hälfte des Motorrads, 2012]
Die obere Hälfte des Motorads - Über die Einheit von Fahrer und Maschine. Stuttgart: Motorbuch-Verlag, 2012.

Terada, Ryota et al.: [Multi-scale driving behavior modeling using hierarchical PWARX model, 2010]
Multi-scale driving behavior modeling using hierarchical PWARX model, in 13th Int. IEEE Conf. Intell. Trans. Sys (ITSC 2010), Funchal, Madeira Island, Portugal, pp. 1638–1644.

Yoneta, Keisuke; Daimoto, Hiroshi, Yamamoto, Atsuo: [Rider Characteristics Assessent, 2012]
Rider Characteristics Assessment Device and Straddle-Ridden Vehicle Provided Therewith, EP2517952A1, Oct. 31, 2012.