

Statistische Modellierung der Lateral- und Longitudinalregelung

Jan Charles Lenk

Claus Möbus

Carl-von-Ossietzky Universität Oldenburg

In diesem Beitrag wird ein Fahrermodell vorgestellt, das auf Reglermodellen basiert, deren Koeffizienten und optimale Parameter mit statistischen Methoden anhand aus Fahrversuchen gewonnenen Daten geschätzt werden. Die Lateralregelung basiert dabei auf dem Zweipunkt-Modell von D. Salvucci (2004), während die Longitudinalregelung ebenfalls als Regler formuliert ist. Eine Besonderheit der Longitudinalregelung besteht in der Abhängigkeit von denselben visuellen Signalen als Prädiktoren, wie sie auch bei der Lateralregelung gegeben sind. Durch die Reformulierung der Regler als statistische Modelle können deren Koeffizienten aus Fahrversuchen geschätzt werden. Auch ist es möglich, die Parameter der visuellen Signale mit einer Gittersuche zu optimieren. Das ablauffähige Modell kann in einer Fahrsimulation validiert werden.

1 Einleitung

Die Modellierung des Fahrverhaltens ist essentiell für die Entwicklung fehlerkompensierender Assistenzsysteme (Cacciabue, 2007). Das Human-Centered Design Partiiell-Autonomer Fahrerassistenzsysteme (Partial Autonomous Driver Assistance Systems, PADAS) erfordert Digitale Mensch-Modelle (Digital Human Models, DHMs), um menschliche Kontrollstrategien in Verkehrsszenarien zu simulieren (Möbus et al., 2009).

Auf der Basis der Regelungstechnik gibt es bereits einige Modelle (Jürgensohn, 2007; Weir und Chao, 2007). Mit der kognitiven Architektur ACT-R (Anderson, 2004) wurde von Salvucci und Gray (2004; Salvucci, 2007) ein integriertes Modell (S&G Modell) umgesetzt, welches die Lateralsteuerung auf der Basis visueller Signale realisiert. Jedoch fehlte bei diesem Modell eine Longitudinalregelung, so dass eine konstante Geschwindigkeit angenommen wurde.

Mit Hilfe multipler linearer Regressionsmodelle lassen sich die Regelungskoeffizienten des S&G-Modells anhand einer einzigen Versuchsfahrt schätzen, nachdem eine optimale Parametrisierung des S&G-Modells für diese Versuchsfahrt bestimmt wurde. Dasselbe Vorgehen wandten wir auch für einen Longitudinalregler an, dessen Koeffizienten und Parameter ebenfalls geschätzt wurden. In dieser Arbeit steht das S&G-Modell und der Longitudinalregler exemplarisch für alle Regelungstechnische Modelle, welche als Modellannahme verwendet werden können.

1.1 Das Salvucci & Gray Fahrermodell

Das „Two-Point Visual Control Modell“ von Salvucci und Gray (2004) emittiert Lenkungsaktionen anhand zweier Punkte, welche durch die Position des Fahrzeugs auf den Verlauf der Straße vorgegeben sind. In den Experimenten von Land und Horwood (1995; Land 1998) wurden Probanden jeweils nur Ausschnitte des visuellen Blickfelds gezeigt, anhand derer ein Fahrzeug gesteuert werden musste. Hieraus ergab sich die Hypothese, nach der die Fahrqualität zunimmt durch das Vorhandensein zweier solcher Ausschnitte. Nach der Adaption durch das S&G-Modell wurden diese zwei Ausschnitte auf zwei Punkte reduziert (Bild 1). Der Nahpunkt N wird definiert durch die Distanz d_N zum Fahrzeug. Der Fernpunkt F wird situationsbedingt definiert. Auf geraden Straßenabschnitten handelt es sich um den Fluchtpunkt, während in Kurven es sich um den Schnittpunkt der Tangenten zur Kurveninnenseite handelt. Als dritte Situation wird ein vorausfahrendes Fahrzeug als Fernpunkt angenommen, soll jedoch an dieser Stelle nicht weiter betrachtet werden.

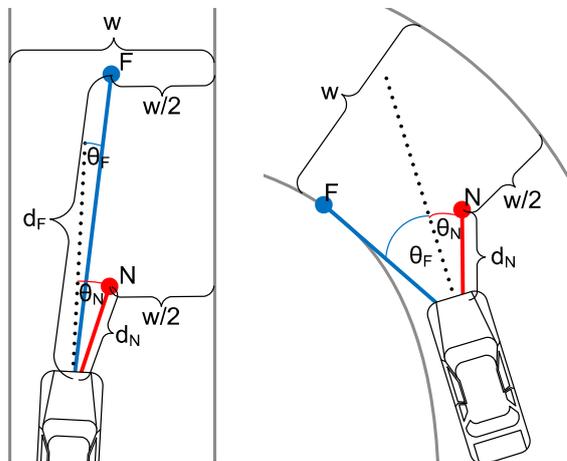


Bild 1: Geraden- (links) und Kurvensituationen (rechts) im S&G-Modell

Die jeweiligen Winkel θ_F und θ_N zwischen den Strahlen vom Fahrzeug zu F und N und der Fahrzeuglängsachse werden als Regelfehler für einen kombinierten P/PI-Regler aufgefasst, welcher den Lenkwinkel φ bestimmt.

$$\varphi = k_N \theta_N + k_F \theta_F + k_I \int \theta_N dt$$

Die Koeffizienten k_N , k_F und k_I seien dabei zunächst unbestimmt. Im Experiment von Salvucci und Gray (2004) wurde die Distanz d_N mit 6,2m angegeben. Jedoch wurden diese mit einer konstanten Geschwindigkeit von 60,84 km/h auf einer einspurigen Straße durchgeführt. Daher fehlt dem S&G-Modell eine plausible Längsregelung. Hier wirft sich natürlich die Frage auf, wie es sich mit der Parametrisierung des S&G-Modells bei anderen Geschwindigkeiten verhält. Hierzu können experimentelle Daten herangezogen werden, um die Parametrisierung der Sensorik und die Koeffizienten der Reglergleichung zu bestimmen.

1.2 Reimplementierung des S&G-Modells

Das S&G-Modell wurde unsererseits bereits implementiert (Möbus et al., 2007), wodurch sich die Zweifel an einer durch die foveale Wahrnehmung bestimmten Lateralregelung, wie

sie im S&G-Modell postuliert ist, mehrten. Vielmehr gibt es Hinweise, dass die ambiante Wahrnehmung hinreichend für eine Echtzeitregelung in alltäglichen Fahrsituationen ist (Horrey et al., 2006). Ein Bayessches Modell von Möbus und Eilers (2009) basiert auf einer ambierten Wahrnehmung.

Aufgrund einiger Defizite in der ersten Implementierung wurde eine erneute Reimplementierung des S&G-Modells im quelloffenen TORCS¹ Rennsimulator als Studienarbeit vorgenommen (Lenk, 2008). Das ursprüngliche ACT-R Modell konnte nicht wiederverwendet werden. Daher mussten die Auswahlregelung für situationsbedingte Definition des Fernpunkts F rekonstruiert werden. Daher wurde der Parameter d_F eingeführt. Dieser bezeichnet die Distanz vom Fahrzeug zum Fernpunkt F auf der Geraden, wenn dieser als Fluchtpunkt definiert ist. Liegt jedoch der Fernpunkt auf einem Kurvensegment, wird situationsbedingt stattdessen der Tangentenpunkt berechnet. Die dritte Situation eines vorausfahrenden Fahrzeugs wurde nicht behandelt.

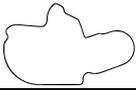
2 Parameterschätzungen

Im folgenden werden die Testfahrten beschrieben, anhand deren Daten die Parameterschätzungen für Quer- und Längsregelung erfolgen sollen. Es handelt sich um Testfahrten im TORCS Simulator. Für die Steuerung wurde ein handelsübliches Lenkrad mit Pedalerie (Logitech G25) verwendet. Die Gangschaltung erfolgte automatisch anhand einer einfachen Heuristik, die Geschwindigkeitsintervalle auf Gangstellung abbildete. Die Daten wurden mit einer Frequenz von 30Hz aufgezeichnet.

2.1 Strecken

Zwei Testfahrten (Tabelle 1) wurden im Simulator vorgenommen. Hierbei wurden unterschiedliche Strecken verwendet. Die Strecke für Testfahrt 1 bietet lange Teilstrecken, welche mit hohen Geschwindigkeiten befahrbar sind, jedoch auch eine enge Kurven und Unebenheiten auf der Fahrbahn. Die Strecke für Testfahrt 2 ist von Kurven geprägt, auch gibt es ausgeprägte Gefälle. Während für Testfahrt 1 die gesamte Fahrbahn zur Verfügung stand, ist für Testfahrt 2 nur die rechte Spur verwendet worden.

Tabelle 1: Übersicht der Testfahrten

Testfahrt	Dauer s	Geschw. m/s (Durchschnitt)	Geschw. m/s (Standard-abw.)	Anzahl Episoden	Fahrbahn- breite m	Strecken- länge m	Strecken- skizze
1	933	31,54	7,48	92556	10	6272	
2	498	30,65	5,48	49889	5	3774	

¹ <http://torcs.sourceforge.net/> (15.6.2010)

2.2 Koeffizienten und Parameterschätzung für das S&G-Modell

Die Punkte N und F sind hypothetische Konstrukte, welche durch die Geometrie der Streckenführung und der Fahrzeugposition und –Ausrichtung bestimmt sind. Hierbei sind die beiden Parameter d_N und d_F maßgeblich. Um eine optimale Parameterkombination zu finden, führten wir eine Gittersuche durch, indem wir d_N im Intervall $[5,50]$ und d_F im Intervall $[5,80]$ variierten, jeweils in einem Schrittabstand von 5 Metern. Hierfür verwendeten wir analog zur Reglergleichung folgendes Regressionsmodell ohne Intercept:

$$y = \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \varepsilon$$

Die abhängige Variable y entspricht dabei dem Lenkwinkel φ , während die unabhängigen Variablen $x_1 = \theta_N$, $x_2 = \theta_F$ und $x_3 = \int \theta_N dt$ den Komponenten des Reglers entsprechen. Der Determinationskoeffizient R^2 der einzelnen Regressionen kann dabei als Gütekriterium für Regression aufgefasst werden, um ein d_N^{opt} , d_F^{opt} - Tupel zu bestimmen. Zusammen mit den Schätzungen für $\beta_1^{opt} = k_N^{opt}$, $\beta_2^{opt} = k_F^{opt}$ und $\beta_3^{opt} = k_I^{opt}$ ergibt sich somit ein optimales Modell, welches die Aktionen des menschlichen Fahrers am besten beschreibt. Zusätzlich wurden für Testfahrt 2 der Flucht- und Nahpunkt in die Mitte der rechten Spur anstelle in der Mitte der Straße gelegt. Generell sind die einzelnen Determinationskoeffizienten recht hoch (Bild 2) für das dreigliedrige S&G-Modell.

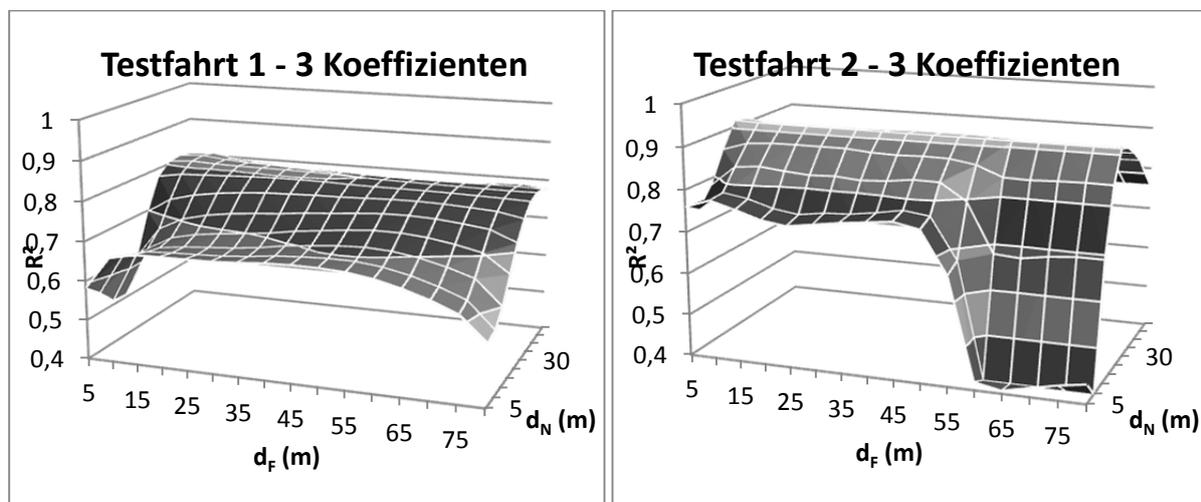


Bild 2: Determinationskoeffizienten R^2 für alle Regressionen mit variierenden Distanzen d_N und d_F für das nicht-modifizierte S&G-Modell für Testfahrt 1 und Testfahrt 2.

Jedoch sind die Fahrleistungen zu mindestens für die Testfahrt 2 recht unbefriedigend. Da die Tangentialpunkt hier immer noch für die Ränder der gesamten Straße berechnet werden, ist das Modell nicht in der Lage, das Fahrzeug in der rechten Spur zu halten. Bei dem Modell von Testfahrt 2 ist eine insgesamt instabile Fahrweise augenfällig.

2.3 Erweiterung des S&G-Modells

Hieraus folgt nun eine Erweiterung des S&G-Modells. Für Testfahrt 1 lassen sich offensichtlich Kurven- und Geradensituationen trennen. Durch diese Segmentierung ergibt sich eine

Verdoppelung der Reglerkoeffizienten. Die Koeffizienten k_{NS} , k_{FS} und k_{IS} führen das Modell über gerade Streckensegmente, während die Koeffizienten k_{NB} , k_{FB} und k_{IB} diese Funktion in Kurvenabschnitten übernehmen. Als Kriterium für die Segmentation der Strecke bietet sich die Berechnungsweise des Fernpunkts an.

$$\varphi = \begin{cases} k_{NS}\theta_N + k_{FS}\theta_F + k_{IS} \int \theta_N dt, & \text{auf Geradensegmenten} \\ k_{NB}\theta_N + k_{FB}\theta_F + k_{IB} \int \theta_N dt, & \text{auf Kurvensegmenten} \end{cases}$$

Die Datenmatrix für die Prädiktoren hat daher sechs Spalten, welche je nach Segmentation mit den Winkelwerten oder mit null gefüllt sind. Wenn die also bei Kurvensegmenten die Spalten für β_{*B} die gemessenen Winkel enthalten, ist dies umgekehrt auf Geradensegmenten für θ_{*S} der Fall.

Für Testfahrt 2 müssen zusätzlich noch Rechts- und Linkskurven unterschieden werden, da die Tangentialpunkte für die gesamte Strassenbreite berechnet werden, während auf der rechten Strassenspur gefahren werden soll. Hierdurch ergibt sich unterschiedlicher Versatz vom Lenkwinkel zu den Sensorwinkeln auf Rechts- respektive Linkskurven. Daher ergeben sich neun Koeffizienten; zu k_{NS} , k_{FS} und k_{IS} für die Geraden gesellen sich k_{NR} , k_{FR} , k_{IR} , k_{NL} , k_{FL} , und k_{IL} für Rechts- und Linkskurven.

$$\varphi = \begin{cases} k_{NS}\theta_N + k_{FS}\theta_F + k_{IS} \int \theta_N dt, & \text{auf Geradensegmenten} \\ k_{NR}\theta_N + k_{FR}\theta_F + k_{IR} \int \theta_N dt, & \text{auf Rechtssegmenten} \\ k_{NL}\theta_N + k_{FL}\theta_F + k_{IL} \int \theta_N dt, & \text{auf Linkssegmenten} \end{cases}$$

Generell ähneln sich die Verhältnisse der Determinationskoeffizienten bei beiden Gittersuchen der ursprünglichen Variante mit drei Koeffizienten (Bild 3). Jedoch sind die erreichten Werte der Determinationskoeffizienten höher.

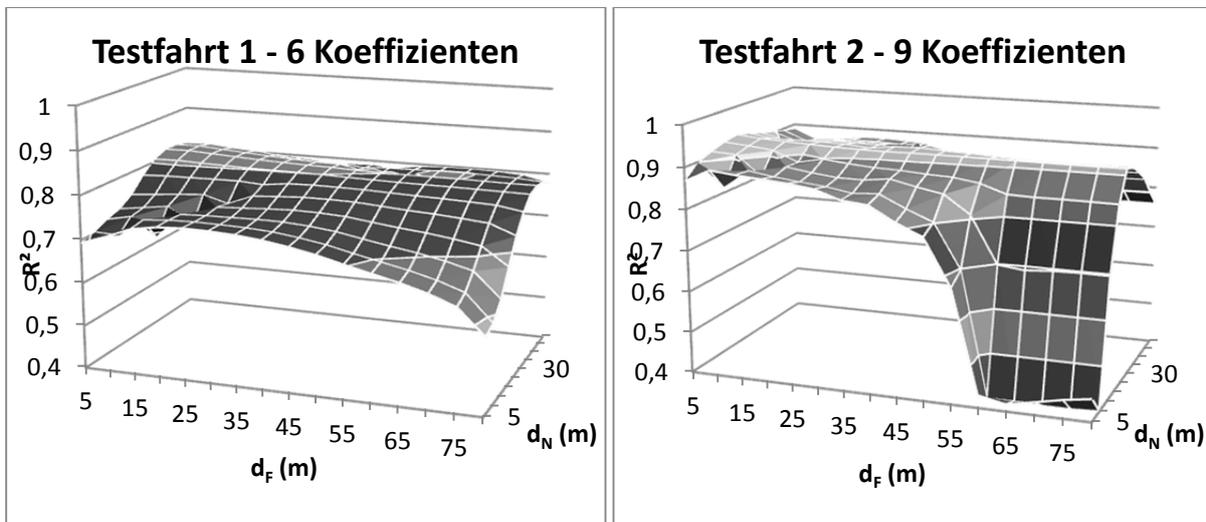


Bild 3: Determinationskoeffizienten R^2 für alle Regressionen mit variierenden Distanzen d_N und d_F für das modifizierte S&G-Modell für Testfahrt 1 und Testfahrt 2 mit 6 respektive 9 Koeffizienten.

Werden jetzt d_N^{opt} und d_F^{opt} bestimmt (Tabelle 2), fällt auf, dass letzterer kleinere Werte annimmt als d_N^{opt} und insofern der Bezeichnung „Fernpunkt“ nicht gerecht wird, als das zumindest auf Geradensegmenten der Nahpunkt weiter entfernt vom Fahrzeug entfernt befindet. Dies könnte ein Indikator für ein Einpunktmodell für Geradensegmente sein.

Tabelle 2: Beste Regressionen für die Lateralregelung bei Testfahrt 1 und 2.

Test- fahrt	R^2	d_N^{opt}	d_F^{opt}	k_{NS}^{opt}	k_{FS}^{opt}	k_{IS}^{opt}	k_{NB}^{opt}	k_{FB}^{opt}	k_{IB}^{opt}	k_{NR}^{opt}	k_{FR}^{opt}	k_{IR}^{opt}	k_{NL}^{opt}	k_{FL}^{opt}	k_{IL}^{opt}
1	0,819	40	10	0,19	0,007	1×10^{-4}	0,122	0,047	2×10^{-5}	-	-	-	-	-	-
2	0,930	25	5	0,34	-0,011	0,001	-	-	-	0,205	0,104	0,004	0,175	0,052	0,002

Beide Modelle stellen augenscheinlich eine bessere Fahrleistung unter Beweis. Das Modell, welches aus Testfahrt 2 gewonnen wurde, ist in der Lage, die rechte Spur zu halten. Beide Modelle schneiden aber auch Kurven, ein Verhalten, welches auch beim menschlichen Fahrer während der Testfahrten auftrat.

3 Longitudinalkontrolle

Ein naives Regelungsmodell kann für die Longitudinalkontrolle verwendet werden. Hierbei werden das Bremsen und Beschleunigen als invertierte Aktionen auf- und in einer Variable u mit verschiedenen Vorzeichen zusammengefasst. Ein PID-Regler verwendet als Regelfehler die Abweichung zwischen der tatsächlichen Geschwindigkeit v und einer Sollgeschwindigkeit v_d (Coller, 2007).

$$u = - \left(c_p(v - v_d) + c_l \int (v - v_d) dt + c_D \frac{d(v - v_d)}{dt} \right)$$

Während jedoch die Geschwindigkeit v messbar ist, ist die Soll-Geschwindigkeit v_d des menschlichen Fahrers mental vorgegeben und nicht beobachtbar. Sie kann jedoch durch eine Heuristik konstruiert werden, die zwei Variablen benötigt: Zum einen die Maximalgeschwindigkeit v_{top} , sowie die Bremsverzögerung b .

Für jedes Streckensegment s , kann eine maximale sichere Geschwindigkeit v_s^{max} berechnet werden. Für ein Kurvensegment wird diese durch den Radius r_s und eine Reibungskonstante f_s bestimmt.

$$v_s^{\text{max}} = \begin{cases} \min(\sqrt{f_s \cdot G \cdot r_s}, v_{top}) & \text{in Kurven} \\ v_{top} & \text{auf Geraden} \end{cases}$$

Angelehnt an die bekannte Formel für den Bremsweg, bestimmt die Bremsverzögerung b eine Geschwindigkeitsabhängige Lookahead-Distanz $d_l = v^2/(2 \cdot b)$. Innerhalb dieser Distanz werden alle Streckensegmente s auf ihre einzelnen maximal zulässigen Geschwindigkeiten v_s^{max} überprüft. Die Soll-Geschwindigkeit kann dann mit $v_d = \min(v_s^{max} | \forall s \text{ with } d_s < d_l)$ rekonstruiert werden.

Mit Hilfe dieser Approximation von v_d kann daher eine weitere Gittersuche über die Parameter b und v_{top} durchgeführt werden, indem mit multipler linearer Regression c_p , c_l und c_D geschätzt werden. Abermals wird der Determinationskoeffizient R^2 verwendet, um die optimale Parameterkombination b^{opt} und v_{top}^{opt} zu finden, durch welche eine optimale Soll-Geschwindigkeit v_d^{opt} rekonstruiert werden kann.

Generell sind die Determinationskoeffizienten niedriger als bei der Lateralregelung (Bild 4). Dies liegt wohl daran, dass die Brems- und Beschleunigungsaktionen des menschlichen Fahrers weniger kontinuierlich als schubhaft emittiert werden, ein Umstand, der bei der Lenkung nicht gegeben ist.

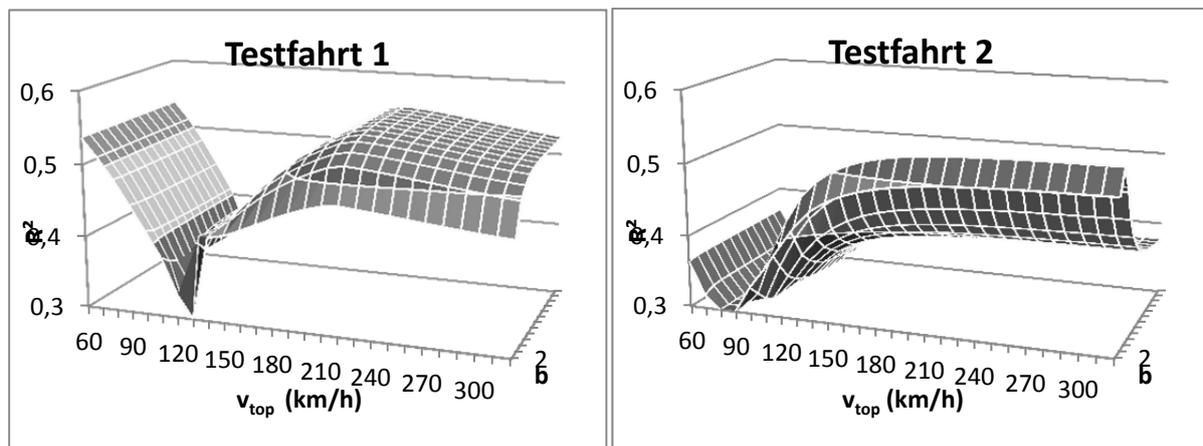


Bild 4: Determinationskoeffizienten R^2 für alle Regressionen mit variierenden Parameter v_{top} und b für das Longitudinalregelungsmodell für Testfahrt 1 und Testfahrt 2.

Auch hier scheinen die Werte optimalen Parameter mitunter extrem (Tabelle 3). Um die eher mittelmäßigen Determinationskoeffizienten zu erklären, muss auch der einfache Aufbau der Longitudinalregelung berücksichtigt werden. Weder die Gangschaltung noch das Gefälle der Steigung wird durch diese berücksichtigt.

Tabelle 3: Beste Regressionen für die Longitudinalregelung bei Testfahrt 1 und 2.

Testfahrt	R^2	b^{opt}	v_{top}^{opt} (km/h)	c_p	c_l	c_D
1	0,552	18	220	0.007	4×10^{-6}	-5×10^{-5}
2	0,537	4	320	0,003	8×10^{-6}	$-1,6 \times 10^{-5}$

3.1 Verhältnis der visuellen Perzepte zur Soll-Geschwindigkeit

Der unschöne Zustand, dass die Soll-Geschwindigkeit v_d nicht beobachtbar ist, kann umgangen werden, indem diese auf die visuellen Perzepte θ_N^{opt} und θ_F^{opt} zurückgeführt wird. Je unterschiedlicher diese beiden Winkel, desto langsamer muss der Fahrer das Fahrzeug steuern, um sicher um eine Kurve zu lenken. Ein eingebetteter Regler kann diese Aufgabe übernehmen. Auch hier können die Koeffizienten aus den Daten gelernt werden, es findet wiederum eine Unterscheidung in Geraden und Kurvensegmente statt. Eine Konstant k sichert eine Basisgeschwindigkeit, wenn beide Winkel zueinander konvergieren.

$$v_d^{opt} = \begin{cases} c_{NS}|\theta_N^{opt}| + c_{FS}|\theta_F^{opt}| + k & \text{auf Geraden} \\ c_{NB}|\theta_N^{opt}| + c_{FB}|\theta_F^{opt}| + k & \text{in Kurven} \end{cases}$$

Durch eine einzige Regression können die Koeffizienten des Reglers geschätzt werden (Tabelle 4). Da die Geschwindigkeit v durch menschliche Daten erhoben wurde, findet de-facto eine Umkehrung der Rollen von v und v_d statt. Die Differenz vom Modell-generierten v_d^{opt} zum experimentellen v wird durch das Regressionsmodell minimiert, wodurch v die Rolle der Soll-Geschwindigkeit einnimmt.

Tabelle 4: Regressionsschätzung der Reglerkoeffizienten für v_d^{opt} bei Testfahrt 1

Testfahrt	R^2	c_{NS}	c_{FS}	c_{NB}	c_{FB}	k
1	0,621	-52,67	-14,65	-99,21	-4,25	60,74

4 Diskussion

Als Ergebnis einer 5-fachen Kreuzvalidierung ergaben sich ein mittlerer quadratischer Fehler (MSE) der Lateralregler von $9,82 \cdot 10^{-5}$ für Testfahrt 1 bzw. 0,000128 für Testfahrt 2. Auch wenn es sich um Angaben in Bogenmaß handelt, sind diese Fehler vergleichsweise gering.

Anders verhält es sich bei der Longitudinalregelung. Hier liegt der MSE bei 0,0364 für Testfahrt 1 und 0,0288 für Testfahrt 2. Der Schlüssel hierzu liegt in der Verteilung der Aktionen während der Testfahrten (Bild 5). Während die Querregelung augenscheinlich annähernd normalverteilt ist, ist dies nicht der Fall bei der Längsregelung. Während bei positiver Beschleunigung das menschliche Verhalten noch annähernd dem eines Reglers, wie er hier als Modellannahme verwendet wurde, entspricht, ist dies nicht der Fall im negativen Bereich. Tatsächlich führt der Fahrer Bremsaktionen eher sporadisch auf, während er kontinuierlich Beschleunigungsaktionen ausführt. Daher kann der verwendete Longitudinalregler menschliches Verhalten seinem Wesen nach nur bedingt abbilden.

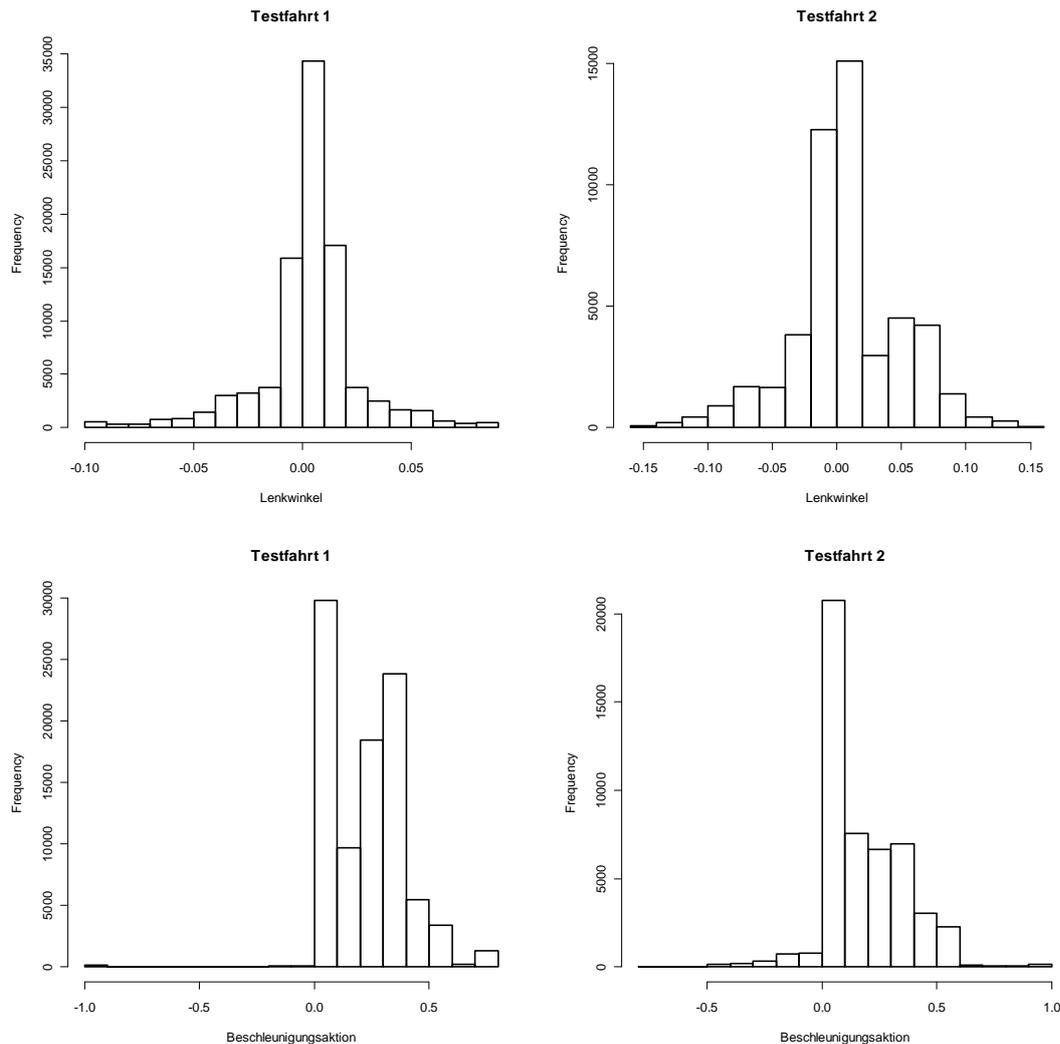


Bild 5: Streudiagrammer der Quer- und Längsaktionen des Fahrers während Testfahrt 1 und Testfahrt 2.

5 Zusammenfassung und Ausblick

Die hier aufgeführten Modelle zur Lateral- und Longitudinalregelung stehen exemplarisch für die gesamte Klasse der regelungstechnischen Fahrermodelle. Ziel war es, zu zeigen dass deren Parametrisierung anhand experimenteller Daten geschätzt werden kann. Durch dieses Vorgehen können auch die Annahmen der Modelle selbst evaluiert werden. Durch die Segmentierung der experimentellen Daten wurde eine bessere Anpassung der Reglerkoeffizienten ermöglicht. Wurden hier nur Kurven und Geraden unterschieden, könnte eine weitere Diversifizierung eine bessere Anpassung des Modells an menschliches Verhalten ermöglichen. Je nach experimenteller Auswertung können inter- und intraindividuelle Unterschiede in die Schätzungen eingehen, so dass sich eine große Bandbreite menschlichen Verhaltens in Regelungstechnischen Modellen abbilden lässt.

6 Literatur

- Anderson, J.R., Bothell, D., Byrne, M. D., Douglass, S., Lebiere, C., and Qin, Y. (2004). "An integrated theory of the mind", *Psychological Review*, Vol. 4, pp. 1036-1060
- Cacciabue, P.C. (2007). *Modelling Driver Behaviour in Automotive Environments*, Springer, London
- Coller, B.D. (2007). "Implementing a video game to teach principles of mechanical engineering", *Proceedings of the 2007 American Society for Engineering Education Annual Conference*
- Horrey, W.J., Wickens, Ch.D., and Consalus, K.P.: "Modeling Driver's Visual Attention Allocation While Interacting With In-Vehicle Technologies", *J. Exp. Psych.*, 2006, 12, 67-78
- Jürgensohn, T. (2007). "Control Theory Models of the Driver", in Cacciabue, 2007, pp. 277-292
- Land, M. (1998). *The Visual Control of Steering, Vision and Action*, editors Harris, L.R. and Jenkin, M., Cambridge University Press, Cambridge, pp. 163-180
- Land, M. and Horwood, J. (1995). "Which Parts of the Road Guide Steering?", *Nature*, Vol. 377, pp. 339-340
- Lenk, J. C. (2008). *Zum Rapid Prototyping von Fahrermodellen*, B.Sc.-Thesis, Department of Computing Science, University of Oldenburg
- Möbus, C. and Eilers, M., "Further Steps Towards Driver Modeling according to the Bayesian Programming Approach", in: Vincent G. Duffy (Ed.), *Digital Human Modeling, HCI 2009, San Diego, CA, USA*, Springer: Lecture Notes in Computer Science (LNCS 5620) and Lecture Notes in Artificial Intelligence (LNAI), ISBN 978-3-642-02808-3, p. 413 - 422
- Möbus, C., Eilers, M., Garbe, H., and Zilinski, M. (2009). "Probabilistic and Empirical Grounded Modeling of Agents in (Partial) Cooperative Traffic Scenarios", in: *Conference Proceedings, HCI 2009, Digital Human Modeling*, pp. 423-432, LNCS (LNAI), Springer, San Diego
- Möbus, C., Hübner, S., and Garbe, H., "Driver Modelling: Two-Point- or Inverted Gaze-Beam-Steering", in M. Rötting, G. Wozny, A. Klostermann und J. Huss (eds), *Prospektive Gestaltung von Mensch-Technik-Interaktion, Fortschritt-Berichte VDI-Reihe 22*, Nr. 25, 483 – 488, Düsseldorf: VDI Verlag, 2007, ISBN 978-3-18-302522-0
- Salvucci, D.D. (2007). "Integrated Models of Driver Behavior", in *Integrated models of cognitive systems*, editor Gray, W.D., Oxford University Press, New York, pp. 356-367
- Salvucci, D.D. and Gray, W.D. (2004). "A Two-Point Visual Control Model of Steering", *Perception*, Vol. 33, pp. 1233-1248
- Weir, D.H. and Chao, K.C. (2007). "Review of Control Theory Models for Directional and Speed Control", in Cacciabue, 2007, pp. 293-311

7 Index

Lateralregelung, Longitudinalregelung, Querregelung, Längsregelung, Multiple Lineare Regression, Koeffizientenschätzung, Sollwertschätzung