

Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg



**Lehrstuhl für Informationstechnik
(Schwerpunkt Kommunikationselektronik)**

LIKE

Masterarbeit mit dem Thema:

**Modellfehler in optimierungsbasierter kombinierter
Planung und Regelung für Rennwagen**

Bearbeiter	Weller Sebastian
Matrikelnr.	21777345
Studiengang	Informations und Kommunikationstechnik
Betreuer	Prof. Dr.-Ing. Jörn Thielecke Henrik Bey, M. Sc.
Beginn	08. Januar 2018
Ende	08. Juli 2018

Bestätigung

Erklärung:

Ich versichere, dass ich die Arbeit ohne fremde Hilfe und ohne Benutzung anderer als der angegebenen Quellen angefertigt habe und, dass die Arbeit in gleicher oder ähnlicher Form noch keiner anderen Prüfungsbehörde vorgelegen hat und von dieser als Teil einer Prüfungsleistung angenommen wurde. Alle Ausführungen, die wörtlich oder sinngemäß übernommen wurden, sind als solche gekennzeichnet.

Erlangen, den (hier Datum eintragen)_____

Danksagung

Ich möchte mich bei meinen Betreuern und meiner Familie bedanken.....

Thema und Aufgabenstellung

Thema:

Modellfehler in optimierungsbasierter kombinierter Planung und Regelung für Rennwagen

Aufgabenstellung:

Am Lehrstuhl für Informationstechnik mit dem Schwerpunkt Kommunikationselektronik (LIKE)

Die Automatisierung des Fahrens schließt sowohl die Planung als auch die Regelung des Fahrzeugs mit ein. Häufig werden beide Bestandteile hierarchisch voneinander getrennt. Dies ist sinnvoll, solange das kontrollierte Fahrzeug sicher innerhalb der Aktuatorlimitierungen betrieben werden soll, oder wenn die Trennung bereits durch die Problemstellung gegeben ist (Zieltrajektorie bereits vorgegeben) [williams2016aggressive].

In anderen Fällen, z.B. wenn die gewünschte Dynamik wie in einer Rennsituation im Grenzbereich liegt, bietet sich eine kombinierte Planung und Regelung an. In diesem Beispiel würde die Kostenfunktion eine Minimierung der Rundenzeit beinhalten, während gleichzeitig die Beschränkungen des Fahrzeugs berücksichtigt werden.

Für derartige Probleme ist die modellprädiktive Regelung (MPC) bzw. eines ihrer Derivate besonders geeignet. Dabei kommt es immer zu einem sogenannten Modellfehler, der von der Komplexität und Genauigkeit des verwendeten Modells abhängt.

Das Ziel dieser Arbeit ist es, den Abfall bei der Leistung des Regelungsansatzes durch den Modellfehler zu untersuchen. Dafür soll eine Simulation verwendet werden.

- Auswahl einer passenden Simulationsumgebung und deren Inbetriebnahme
- Implementierung verschiedener (gegebener) Modelle für die Simulation
- Implementierung des MPC-Ansatzes

- Entwicklung einer einfachen Evaluationsmethode um die Leistungsfähigkeit des Reglers zu untersuchen
- Vergleich verschiedener Kombinationen aus Regler- und Simulationsmodellen

Kurzzusammenfassung

Mit zunehmender Rechenleistung und Erfahrung der Automobilbranche mit autonomen Fahrzeugen rückt auch das Thema der selbstfahrenden Rennautos immer mehr in den Fokus. Das ROBORACE Projekt ist hier Vorreiter mit seiner ausgefeilten Hardwareplattform und dem bereits in öffentlichen Events gezeigten Fahrleistungen. Auch die Formula Student (FS) verschließt sich nicht vor dem Trend und hat 2017 die Rubrik Driverless ins Leben gerufen.

Diese Masterarbeit beschreibt einen Ansatz zur Echtzeitregelung und Trajektionsplanung für ein eben solches Driverless-Racecar. Die Basis hierfür ist ein Model Predictive Control (MPC) Algorithmus. Er vereint die Regelung und Trajektionsplanung und ist sehr adaptiv bezüglich verschiedener Fahrsituationen und Ziele. Als Ausgangssituation wird angenommen, dass das Fahrzeug bereits eine Runde auf einem unbekannten Kurs absolviert und nun eine genaue Karte des Kurses errechnet hat. Um das MPC nutzen zu können muss ein Fahrzeugmodell hinterlegt werden. Je genauer dieses ist, desto näher kann die Regelung an die Grenzen des realen Fahrzeuges gehen. Neben der Auslegung für das aktuellste FS-Fahrzeug des High Octane Motorsports für die Driverless Umrüstung, wird untersucht ab welchem Punkt ein kinematisches Modell nicht mehr ausreicht um das Fahrzeug sicher auf dem Rennkurs zu führen.

Abstract

.....the Abstract is here..... **Bitte nicht löschen oder auskommentieren - ist obligatorisch!**

Inhaltsverzeichnis

1	Autonomes Fahren	1
1.1	Stand der Technik	1
1.2	Formula Student Driverless	1
2	Fahrzeugmodelle	3
2.1	Kinematisches Modell	3
2.2	Reifenmodell	5
2.3	Dynamisches Fahrzeugmodell	9
3	Trajektionsplanung und Fahrzeugregelung	14
3.1	Optimierung	14
3.2	Model Predictive Control	16
4	Implementierung	18
4.1	Simulation	18
4.2	Julia	18
5	Evaluierung	19
6	Zusammenfassung	20
6.1	Dynamisches Fahrzeugmodell im MPC	20
A	Anhang	21
	Abkürzungsverzeichnis	23
	Literaturverzeichnis	24

1 Autonomes Fahren

1.1 Stand der Technik

Gegen Ende des Jahres 2018, also nur wenigen Monaten nachdem diese Zeilen verfasst werden, wird Alphabets Tochterunternehmen Waymo die ersten voll autonomen (Level 5) Fahrzeuge als Taxis in Phoenix in Betrieb nehmen [?]. Dieser historische Moment wird eine Flut an neuen Assistenzsystemen nach sich ziehen die in wenigen Jahren das Straßenbild verändern werden.

Während sich die traditionellen Automobilhersteller aktuell auf Assistenzsysteme im Bereich von Level zwei und drei konzentrieren, wollen Unternehmen wie Google, GM und Uber alle Zwischenschritte überspringen und direkt voll autonom fahren um fahrerlose Taxiflotten aufzubauen. Dies ist nach aktuellem Stand der Technik jedoch nur kostengünstig und mit Rechnerplattformen welche in bestehende Fahrzeugkonzepte integrierbar sind realisierbar wenn die Fahrzeuge auf eine genaue Umgebungskarte zurückgreifen können. Erst mit Echtzeitupdates und bei einer Genauigkeit von ± 10 cm des Kartenmaterials können Fahrzeuge auch im innerstädtischen Verkehr autonom fahren [SH16]. Nicht nur im normalen Straßenverkehr ist ein möglichst genaues Wissen der Umgebung von Vorteil, auch bei autonomen Rennserien spielt die Kenntnis über den Rennkurs eine große Rolle. Kann das Fahrzeug nur auf Sicht fahren muss die Geschwindigkeit so gewählt werden, dass innerhalb der Sichtweite angehalten werden kann. Außerdem ist das Berechnen einer idealen Trajektorie nur möglich wenn die gesamte Strecke bekannt ist.

1.2 Formula Student Driverless

Die Formula Student ist ein Ingenieurswettbewerb für Studenten. Er hat seine Wurzeln in den USA im Jahre 1981 und wurde ab 1998 auch in Europa ausgetragen. Dass der Wettbewerb sehr erfolgreich ist, machen nicht nur die inzwischen fast 700 Teams weltweit [FsW] deutlich, sondern auch die Anzahl der verschiedenen Events die überall auf der Welt im Sommer stattfinden. Seit dem Jahr 2017 gibt es neben der ursprünglichen Combustion-Klasse und der vor 10 Jahren eingeführten Electric-Klasse auch noch die Driverless-Klasse. In dieser wird von den Teams ein Altfahrzeug um ein Sensorsystem

sowie Aktoren so erweitert, dass das Rennauto die Kurse autonom bestreiten kann. Der Wettbewerb ist unterteilt in Dynamische und Statische Events. In letzteren werden verschiedene Präsentationen von den Teams verlangt. Diese beziehen sich auf die technische Realisierung, Softwaredesign, Kostenaufstellung und ein Businessplan in dem die Teams ein Konzept erstellen müssen wie man das gebaute Fahrzeug über eine kleine Massenfertigung gewinnbringend verkaufen kann.

Die dynamischen Disziplinen, in denen das Fahrzeug selbstständig fährt, sind hierbei:

- Acceleration
75 Meter Beschleunigungsstreifen. Punkte werden nach der Zeit nicht nach der Endgeschwindigkeit vergeben.
- Skidpad
eine liegende 8 bei an der Engstelle eingefahren wird und jeweils 2 rechte und 2 linke Runden gefahren werden. Jeweils die zweite Runde wird gezählt. Die Abmaße sind exakt vorgegeben.
- Trackdrive
ein bis zu 800 Meter langer Kurs mit maximal 80 Meter langen geraden und Kurven mit minimalem Innenradius von 9 Metern. Es werden 11 runden gefahren und die Teams erhalten im Vorherein keine Möglichkeit Messungen am Kurs vorzunehmen.

Für diese Arbeit ist vorallem der Trackdrive von Interesse. Es wird davon ausgegangen dass das Fahrzeug bereits die erste Runde absolviert, und sich damit eine genaue Karte des Rennkurses erstellt hat. Die Messungen und Vergleiche beziehen sich damit auch immer auf einen Kurs der so (wenn auch nicht so kurz) in einem FS-Event für die Driverless Fahrzeuge vorkommen könnte.

Abbildung 1.1: Zürichs FS-Driverless Fahrzeug im Jahr 2017 während des Trackdrive



2 Fahrzeugmodelle

Wie der Name Model Predictive Control schon verdeutlicht benötigt man eine Systembeschreibung des zu Regelnden Modells. Diese wird genutzt um zukünftige Zustände zu Berechnen und bildet damit einen wichtigen Bestandteil. Desto genauer die Beschreibung das realen System approximiert, desto besser ist die Vorhersage und damit auch die Regelung des Fahrzeugs. Im folgenden wird zuerst ein kinematisches Fahrzeugmodell eingeführt und dann zu einem dynamischen Modell erweitert.

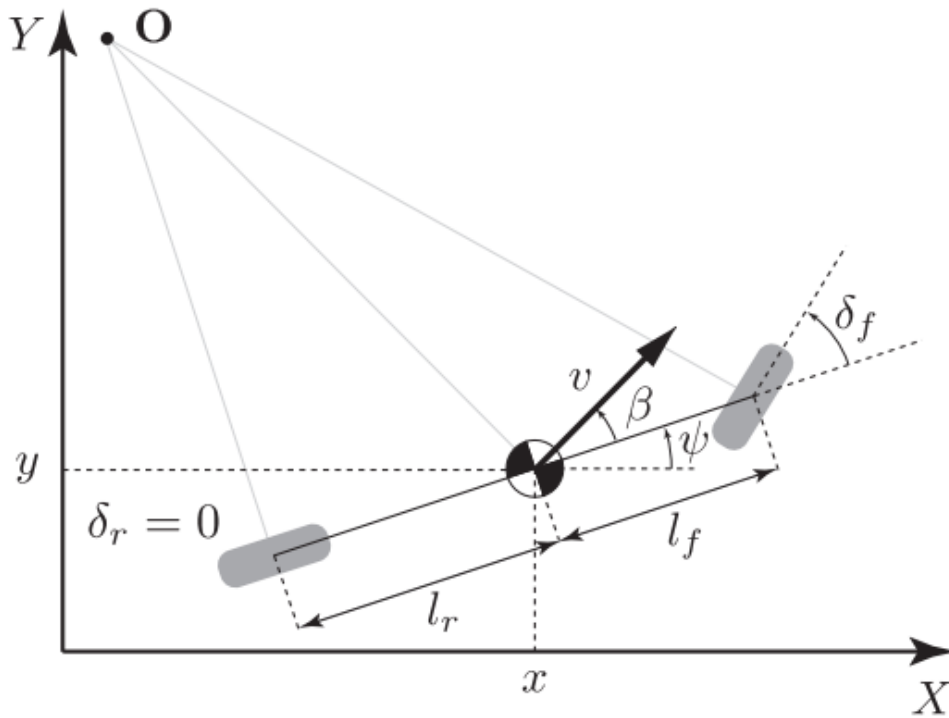
2.1 Kinematisches Modell

Unter gewissen Einschränkungen welche weiter unten beschrieben werden kann ein kinematisches Modell die Laterale und Longitudinale Bewegung eines Fahrzeuges mathematisch Beschreiben. In diesem sehr stark vereinfachten Modell werden keine wirkenden Kräfte berücksichtigt, sondern nur die geometrischen Beziehungen des Fahrzeuges genutzt um die Bewegung zu berechnen.

Im ersten Schritt werden die jeweils an einer Achse verbundenen Räder zu einem einzigen Zusammengefasst. Dies wird als Bicycle Modell bezeichnet und vereinfacht die Berechnungen erheblich [WQ01]. Obwohl auch für Hinterradlenkung möglich, wird im folgenden nur die Vorderradlenkung betrachtet da das Driverless Fahrzeug der Uni Erlangen nur über eine solche verfügt. Die Lenkwinkel welche durch das Bicycle Modell berechnet werden entsprechen nicht den Lenkwinkel am echten Fahrzeug. Die kurveninneren und kurvenäußeren Räder bewegen sich auf zwei Kreisen mit unterschiedlichen Radien, und damit auch verschiedenen Anstellwinkeln. Dies wird in Fahrzeugen durch die Ackermann Lenkung mechanisch abgebildet [Raj11].

Die nichtlinearen zeitkontinuierlichen Gleichungen basieren auf [Raj11, KPSB15] und beschreiben das kinematische Modell bezüglich eines Inertialsystems (siehe Abbildung 2.1),

Abbildung 2.1: Kinematisches Modell



$$\ddot{x} = v \cos(\psi + \beta) \quad (2.1.1)$$

$$\ddot{y} = v \sin(\psi + \beta) \quad (2.1.2)$$

$$\dot{\psi} = \frac{v}{l_r} \sin(\beta) \quad (2.1.3)$$

$$\dot{v} = a \quad (2.1.4)$$

$$\beta = \arctan\left(\frac{l_r}{l_f + l_r} \tan(\varphi_f)\right) \quad (2.1.5)$$

in dem x und y die Koordinaten des Schwerpunktes im Inertialsystem darstellen. φ ist die Orientierung und v die Geschwindigkeit des Fahrzeugs. l_f und l_r sind die Abstände der vorderen (l_f) und hinteren (l_r) Achsen zum Schwerpunkt. Der Schwimmwinkel (β) ist der Winkel zwischen der Bewegungsrichtung des Fahrzeugs im Schwerpunkt und der Fahrzeuglängsachse bei der Kurvenfahrt. Die Beschleunigung a bezieht sich ebenfalls auf

den Schwerpunkt und zeigt immer in die gleiche Richtung wie die Geschwindigkeit. Die Parameter lassen sich in zwei Bereiche unterteilen:

- Steuerparameter
 a, φ
- Zustandsgrößen
 X, Y, v, φ

Die Annahme eines kräftefreien Modells, bei dem das Vorderrad genau in die Richtung rollt in die es zeigt, ist nur bis etwa 5 m/s plausibel [Raj11]. Danach müssen die Kräfte welche die Reifen auf die Straße übertragen können mit betrachtet werden. Diese werden dann im dynamischen Modell genutzt um eine genauere Vorhersage berechnen zu können.

2.2 Reifenmodell

Da die Reifen der einzige Kontaktpunkt zwischen Fahrbahn und Fahrzeug sind, beeinflusst er das Fahrverhalten maßgeblich. Aufgabe des Reifens ist es, sämtliche Kräfte und Momente zu übertragen, um eine optimale Straßenlage zu erzielen. Demzufolge ist der Reifen das Bauteil, welches die Fahrleistungen am stärksten einschränkt.

Die Kräfte die ein Reifen auf die Straße übertragen kann hängen von dem Schräglaufwinkel, dem Schlupf und der Radlast ab. Die Radlast F_z berechnet sich aus der Normalkraft und der Radlastverteilung und wird im folgenden als konstant angesehen. Die Seitenführungskraft F_y wirkt bei einer Kurvenfahrt der Fliehkraft entgegen und hält das Fahrzeug auf der Spur solange ein Kräftegleichgewicht besteht. Als Schräglaufwinkel bezeichnet man den von der Radmittelebene δ (Lenkwinkel) und der Bewegungsrichtung θ_{vf} des Fahrzeugs eingeschlossenen Winkel (siehe Abbildung 2.2). Dieser ist notwendig, damit der Reifen eine Seitenkraft aufbauen kann.

$$\alpha_f = \delta - \theta_{vf} \quad (2.2.1)$$

Der gleiche Zusammenhang gilt auch für das hintere Rad welches jedoch in unserem Fall nicht gelenkt wird.

$$\alpha_r = \theta_{vr} \quad (2.2.2)$$

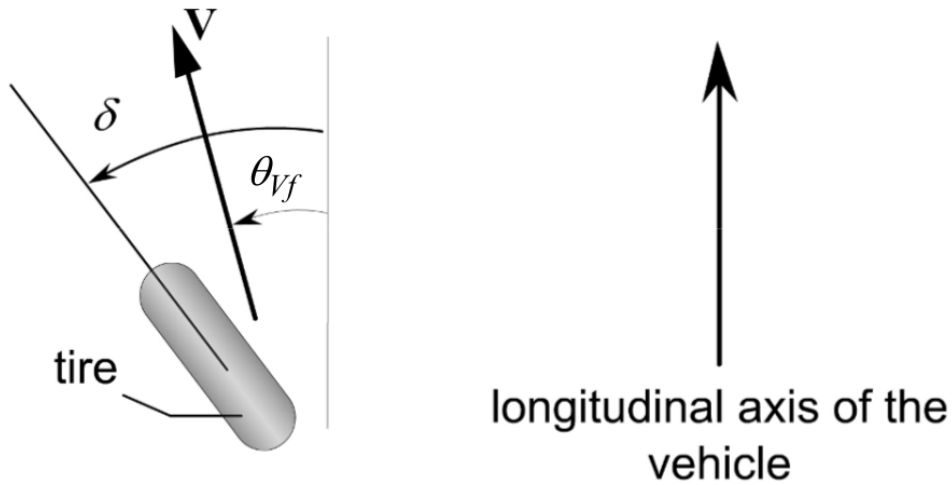


Abbildung 2.2: Schräglaufwinkel

Für kleine Schräglaufwinkel besteht ein linearer Zusammenhang aus lateraler Kraft und Winkel.

$$F_{yf} = C_{\alpha} \alpha_f \quad (2.2.3)$$

$$F_{yr} = C_{\alpha} \alpha_r \quad (2.2.4)$$

Am Schaubild 2.3 lässt sich dieser Bereich sehr gut erkennen. Auch dass für größere Schräglaufwinkel die Kräfte anders berechnet werden müssen ist ersichtlich. Hierfür wird die so genannte *Magic Formula* [PB92] verwendet. Dabei handelt es sich um eine mathematische Gleichung die sehr gut Messkurven approximiert welche auf Testständen gemessen werden. Es wurde 1993 von Pacejka und Bakker entwickelt, und eignet sich sowohl für die Berechnung der longitudinalen wie auch der lateralen Kräfte. Bei Eingabe des Schräglaufwinkels in x erhält man die lateral auf die Straße wirkende Kraft F_y .

$$F_y = D \sin[C \arctan Bx - E(Bx - \arctan(Bx))] \quad (2.2.5)$$

Die Parameter, welche für die *Magic Formula* benötigt werden, wurden vom High Octane Motorsports e.V. zur Verfügung gestellt und beziehen sich auf das Fahrzeug des Jahres 2017.

- B 0.71
- C 1.40
- D 1.00
- E -0.20

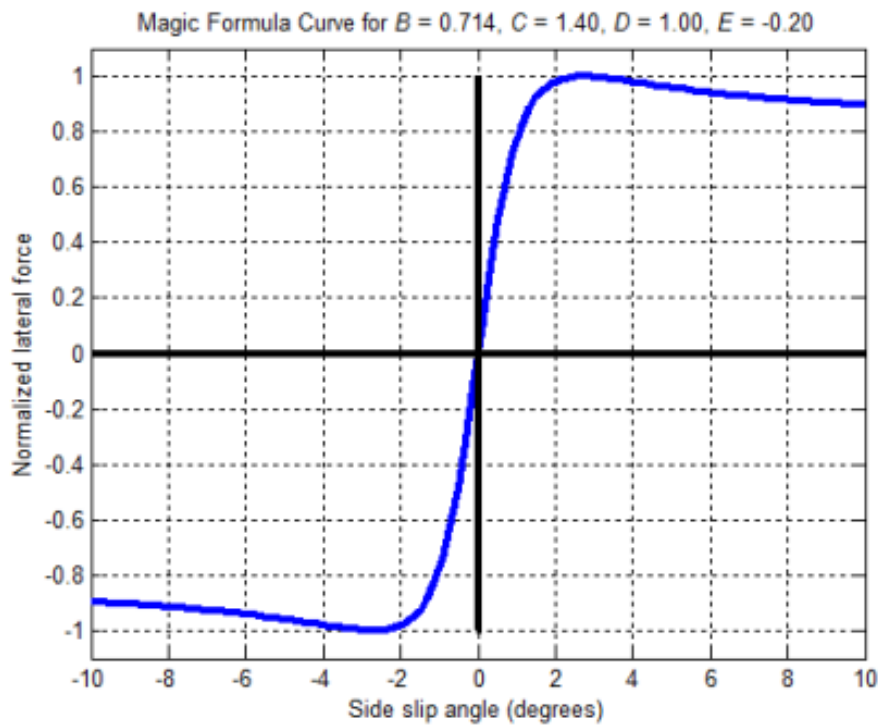


Abbildung 2.3: Tire Model

Ähnlich wie bei F_y wird auch die Kraft welche das Fahrzeug in Längsrichtung beschleunigt F_x durch den Schlupf berechnet. Dieser hängt direkt von der Geschwindigkeit und Raddrehzahl ab. Da für die bestimmung dieser jedoch eine Motorsimulation vonnöten wäre, wird F_x direkt aus der Motorleistung, Reibung und Luftwiderstand berechnet (siehe Section 2.3) und durch F_{max} begrenzt. F_{max} entspricht der maximalen Kraft, die der Reifen übertragen kann.

$$F_x \leq F_{max} \quad (2.2.6)$$

Der Zusammenhang zwischen lateraler und longitudinaler Kraft wird über den *Kammschen Kreis* Modelliert (siehe Schaubild 2.4). Dieser schränkt die wirkenden Kräfte so ein, dass die Hypotenuse aus F_x und F_y sich maximal auf einem Einheitskreis bewegen kann. Dieser hat den Radius der maximalen Kraft die der Reifen übertragen kann (F_{max}).

$$F \leq F_{max} \quad (2.2.7)$$

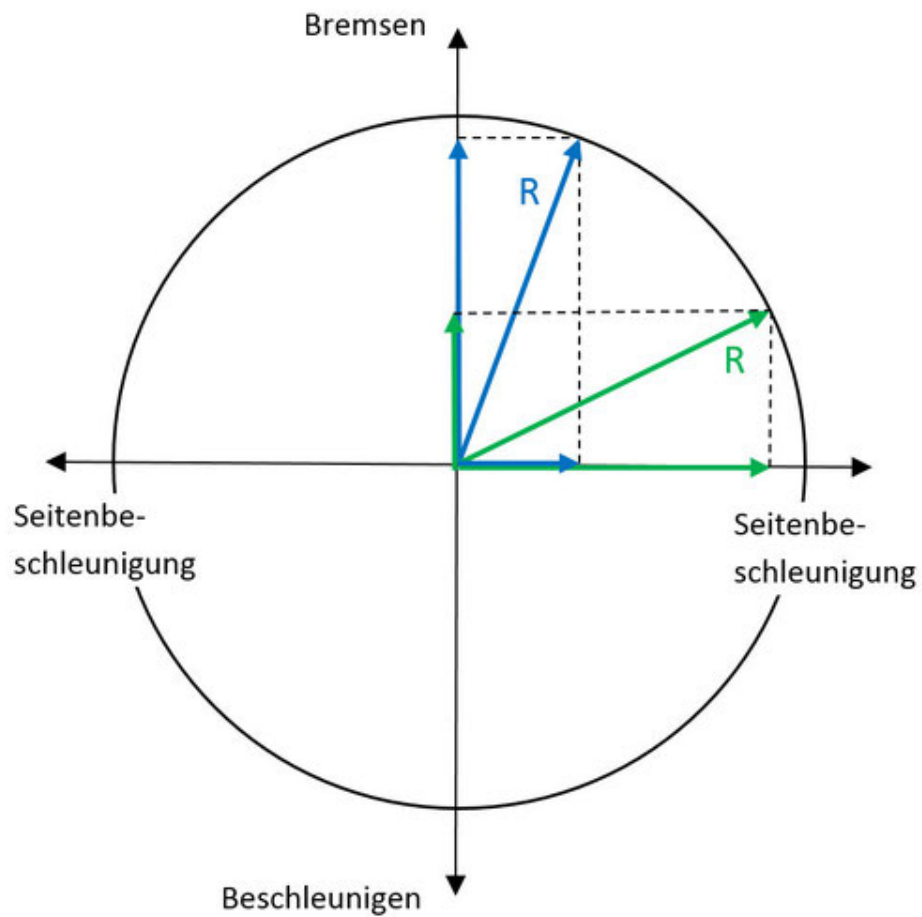
$$F = \sqrt{F_x^2 + F_y^2} \quad (2.2.8)$$

$$|F_y| \leq \sqrt{F_{max}^2 - F_x^2} \quad (2.2.9)$$

In Kombination mit 2.2.5 erhält man

$$|D \sin[C \arctan Bx - E(Bx - \arctan(Bx))]| \leq \sqrt{F_{max}^2 - F_x^2} \quad (2.2.10)$$

Abbildung 2.4: Kammscher Kreis



Mit dem Wissen wie die longitudinalen und lateralen Kräfte berechnet werden, kann nun ein genaueres Systemmodell genutzt werden.

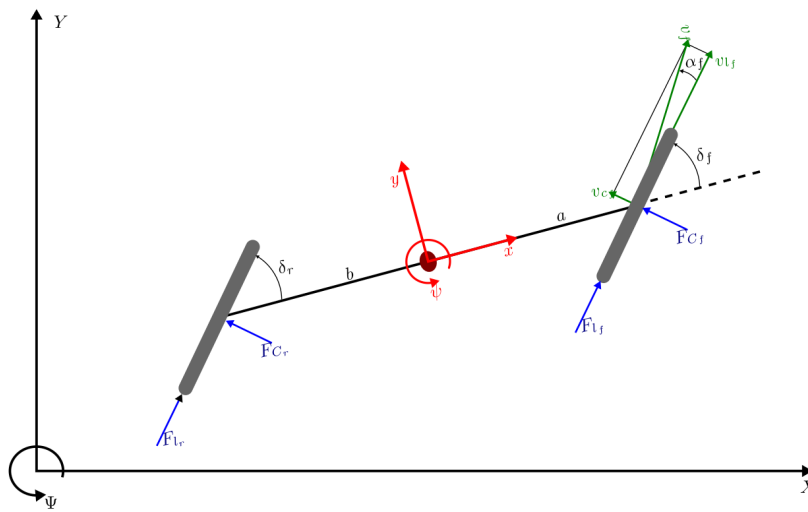
2.3 Dynamisches Fahrzeugmodell

Die Basis ist wie auch schon beim kinematischen Modell das *bicycle model*. Es wird nun um die durch das zweite newtonsche Gesetz entstehenden Kräfte entlang der y -Achse erweitert.

$$ma_y = F_{yf} + F_{yr} \quad (2.3.1)$$

Wobei a_y aus zwei Anteilen besteht, der Querbeschleunigung \ddot{y} und der Zentripetalkraft $\dot{x}\dot{\psi}$. Die Kräfte F_{yf} und F_{yr} greifen jeweils am vorderen $(\cdot)_f$ und hinteren $(\cdot)_r$ Rad (siehe Schaubild 2.5).

Abbildung 2.5: Dynamic Vehicle Model



Unter Einbezug des Trägheitsmoments I_z des Fahrzeugs, kann das Drehmoment um die z -Achse betrachtet werden.

$$I_z \ddot{\psi} = l_f F_{yf} - l_r F_{yr} \quad (2.3.2)$$

Als Ergebnis lassen sich die Gleichungen für Longitudinal-, Lateral- und Drehbewegung aufstellen.

$$m\ddot{x} = m\dot{\psi} + F_x \quad (2.3.3)$$

$$m\ddot{y} = -m\dot{x}\dot{\psi} + F_y \quad (2.3.4)$$

$$I(\ddot{\psi}) = l_f F_{yf} - l_r F_{yr} \quad (2.3.5)$$

Die Kräfte F_x und F_y wirken auf den Schwerpunkt des Fahrzeugs und setzen sich zusammen aus den Einzelkomponenten der Radkräfte.

$$F_x = F_{xf} + F_{xr} \quad (2.3.6)$$

$$F_y = F_{yf} + F_{yr} \quad (2.3.7)$$

Diese hängen ab von den lateralen $(.)_C$ und longitudinalen $(.)_l$ Radkräften und dem Lenkwinkel. Da das Vorderrad nicht angetrieben ist besitzt es keinen longitudinalen Anteil.

$$F_{xf} = -2F_{Cf} \sin(\delta_f) \quad (2.3.8)$$

$$F_{yf} = 2F_{Cf} \cos(\delta_f) \quad (2.3.9)$$

$$F_{xr} = 2F_{lr} \quad (2.3.10)$$

$$F_{yr} = 2F_{Cr} \quad (2.3.11)$$

Es ist zu beachten, dass das Fahrzeug in der Realität vier Reifen besitzt und daher die Kräfte mit zwei multipliziert werden müssen.

Die Kräfte F_{Cf} und F_{Cr} werden durch die *magic formula* im letzten Abschnitt 2.2 berechnet. Die dafür benötigten Schräglaufwinkel werden durch folgende Formeln bestimmt:

$$\alpha_f = \delta_f - \arctan\left(\frac{\dot{y} + l_f \dot{\psi}}{\dot{x}}\right) \quad (2.3.12)$$

$$\alpha_r = -\arctan\left(\frac{\dot{y} - l_r \dot{\psi}}{\dot{x}}\right) \quad (2.3.13)$$

Longitudinale Kräfte

Da wie bereits im letzten Abschnitt angedeutet können die longitudinalen Kräfte nur genau berechnet werden, wenn ein Motor simuliert wird. Da dies den Umfang der Arbeit sprengt werden die Kräfte direkt über die Motorleistung und F_{max} bestimmt.

$$F_{l_{acc}} = \frac{P_{engine} * throttle}{|\dot{x}|} \quad (2.3.14)$$

$$F_{l_{acc}} \leq F_{max} \quad (2.3.15)$$

$$F_{l_{dec}} = -F_{max} * break \quad (2.3.16)$$

$$(2.3.17)$$

Es wird von einer idealen *Launchcontrol* ausgegangen (kein durchdrehen der Reifen). Beschleunigt das Fahrzeug wirkt nicht nur die Rollreibung der longitudinalen Kraft des Motors entgegen, sondern auch der Luftwiderstand. Es wird von einem Rennkurs ausgegangen der keine Steigung besitzt.

$$F_{reib} = m\mu g \quad (2.3.18)$$

$$F_{aero} = \frac{1}{2} \rho C_d A_f \dot{x}^2 \quad (2.3.19)$$

Die resultierenden longitudinalen Kräfte

$$F_{acc} = F_{l_{acc}} - F_{reib} - F_{aero} \quad (2.3.20)$$

$$F_{dec} = F_{l_{dec}} - F_{aero} \quad (2.3.21)$$

werden mit den lateralen Kräften im Kammschen Kreis verrechnet und in der finalen Bewegungsgleichung verwendet.

$$\dot{X} = \dot{x} \cos(\psi) - \dot{y} \sin(\psi) \quad (2.3.22)$$

$$\dot{Y} = \dot{x} \sin(\psi) + \dot{y} \cos(\psi) \quad (2.3.23)$$

$$m\ddot{x} = m\dot{y}\dot{\psi} + 2F_{xf} + 2F_{xr} \quad (2.3.24)$$

$$m\ddot{y} = -m\dot{x}\dot{\psi} + 2F_{yf} + 2F_{yr} \quad (2.3.25)$$

$$I\ddot{\psi} = 2l_f F_{yf} - 2l_r F_{yr} \quad (2.3.26)$$

$$(2.3.27)$$

Das Gleichungssystem kann auch in diskreter Form aufgestellt werden.

$$X_{k+1} = X_k + \Delta t(\dot{x}_k \cos(\Psi_k) - \dot{y}_k \sin(\Psi_k)) \quad (2.3.28)$$

$$Y_{k+1} = Y_k + \Delta t(\dot{x}_k \sin(\Psi_k) + \dot{y}_k \cos(\Psi_k)) \quad (2.3.29)$$

$$\Psi_{k+1} = \Psi_k + \Delta t\dot{\psi}_k \quad (2.3.30)$$

$$\dot{x}_{k+1} = \dot{x}_k + \Delta t\left(\frac{2F_{xfk} + 2F_{xrk} - F_a}{m} + \dot{y}_k\dot{\psi}_k\right) \quad (2.3.31)$$

$$\dot{y}_{k+1} = \dot{y}_k + \Delta t\left(\frac{2F_{yfk} + 2F_{yrk}}{m} - \dot{x}_k\dot{\psi}_k\right) \quad (2.3.32)$$

$$\dot{\psi}_{k+1} = \dot{\psi}_k + \Delta t \frac{2l_f F_{yf} - 2l_r F_{yr}}{I} \quad (2.3.33)$$

$$(2.3.34)$$

Im dynamische Fahrzeugmodell ändert sich damit auch der Zustandsvektor:

$X, Y, x_d, y_d, \Psi, \dot{\psi}$

Der Steuervektor bleibt gleich.

Die zur Berechnung verwendeten Fahrzeugparameter wurden für das zum Verfassen dieser Arbeit aktuellstem Fahrzeug erfasst. Die Informationen hierfür sind aus dem CAD-Modell oder im Feld erfassten Testdaten entnommen worden (siehe Anhang).

Formelzeichen	Wert	Einheit
l_f	1.09	m
l_r	0.9	m
l_b	1.99	m
r	0.2	m
m	163	kg
I	1000	kgm ²
A_f	1.5	m ²
P_{engine}	40,5	kW
C_d	1.5	-
ρ	1.225	kg / m ³
F_{max}	3	kN

Tabelle 2.1: Vehicle Parameter

3 Trajektionsplanung und Fahrzeugregelung

Um für das Fahrzeug ideale Trajektorien zu berechnen, und gleichzeitig das Rennauto in Echtzeit zu regeln wurde ein Model Predictive Control Ansatz gewählt. Dieses Verfahren basiert auf der Optimierung eines nichtlinearen Programms.

3.1 Optimierung

Das Konzept der Optimierung ist es, eine gegebene Funktion $f(\vec{x})$, auch als Kostenfunktion bezeichnet, zu mini- oder maximieren. Dies wird in einer Vielzahl von Anwendungsgebieten genutzt. Zum Beispiel zur Berechnung von Profit / Verlust in einem Betrieb, Geschwindigkeit oder Distanz in einem physikalischen Problem oder der erwartete *return of investment* für ein Geldanlage. Die Bezeichnung lineare Programmierung bezieht sich auf die Lösung eines Optimierungsproblems und hat nichts mit dem eigentlichen Programm zu tun.

Die allgemeine mathematische Definition eines Optimierungsproblems ist

$$\begin{aligned} & \text{minimize} && f(\vec{x}) \\ & \text{subject to} && g_i(\vec{x}) \leq 0, i = 1, 2, \dots, p \\ & && h_j(\vec{x}) = 0, j = 1, 2, \dots, m \end{aligned}$$

Der Eingabeparameter \vec{x} sei aus \mathbb{R}^n , das heißt, das Problem hängt von n Einflussparameter ab, die im Vektor \vec{x} eingelagert sind. Die Zielfunktion $f : D \rightarrow \mathbb{R}$ sei einmal stetig differenzierbar. Weiterhin sind die Nebenbedingungen in Ungleichheitsform $g_i : D \rightarrow \mathbb{R}$ mit $1 \leq i \leq p$ und in Gleichheitsform $h_j : D \rightarrow \mathbb{R}$ mit $1 \leq j \leq m$ gegeben. In dem $f(\vec{x})$ durch $-f(\vec{x})$ ersetzt wird, kann aus dem Minimierungs, ein Maximierungsproblem gemacht werden.

Eine Optimierungsproblem hat nicht immer eine Lösung. Die Ungleichungen, welche den Suchraum einschränken, können sich widersprechen (z.b. $x \leq 0$ und $x > 0$). In diesem Fall gibt es keine Lösung. Außerdem kann das Problem unbeschränkt sein, was unendlich viele zulässige Lösungen zur Folge hätte und damit auch als nicht lösbar eingestuft wird.

Ein lineares Programm (alle Funktionen sind linear) lässt sich in Matrixschreibweise darstellen. Es besteht aus $A \in \mathbb{R}^{m,n}$ und zwei Vektoren $b \in \mathbb{R}^{m,1}$ und $c \in \mathbb{R}^{1,n}$.

$$\begin{array}{ccccccc} a_{11}x_1 + & \dots & + a_{1n}x_n & \leq & b_1 \\ a_{21}x_1 + & \dots & + a_{2n}x_n & \leq & b_2 \\ \cdot & & \cdot & & \cdot \\ \cdot & & \cdot & & \cdot \\ a_{m1}x_1 + & \dots & + a_{mn}x_n & \leq & b_m \end{array}$$

Das Optimierungsverfahren sucht eine Lösung für den Vektor x welcher sowohl die linearen Bedingungen erfüllt, als auch die Zielfunktion $cx = c_1x_1 + \dots + c_nx_n$ minimiert. Die Kurzschreibweise für dieses Gleichungssystem ist:

$$\min\{cx \mid Ax \leq b, x \geq 0\}$$

Besonders einfach veranschaulichen lässt sich die Lösung des Problems geometrisch im zweidimensionalen Raum. Jede Ungleichung $a_ix \leq b_i$ teilt den Suchraum in zwei Hälften, eine mit zulässigen Punkten und eine ohne. Die Punkte auf der Grenze sind ebenfalls zulässig. Die Menge der Punkte welche alle Ungleichungen erfüllt, ist genau der Schnitt dieser Halbräume, also die Menge aller Punkte, die für jede Ungleichung in der jeweiligen zulässigen Hälfte des Raumes liegt. Der Punkt, der die Kostenfunktion $c : x \rightarrow c^T x$ minimiert, liegt auf den Kanten der Ungleichungen und wird durch Verschiebung der Hyperebene $\{x \mid c^T x = 0\}$ in Richtung des Vektors c gefunden.

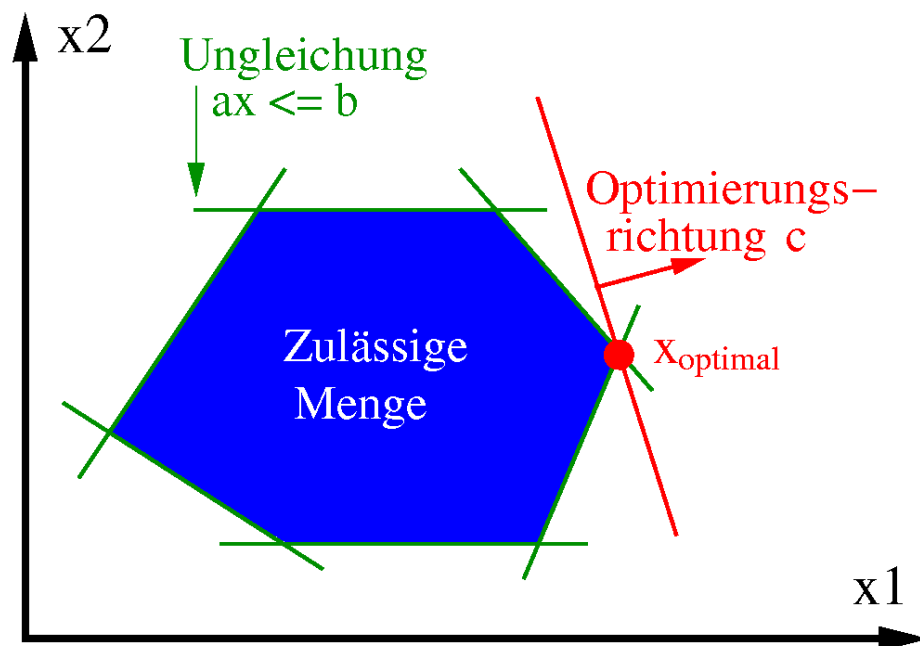
Lösungsverfahren

Im Folgenden werden die zwei meist verbreitetsten Lösungsverfahren für lineare Optimierungsprobleme kurz vorgestellt. Die Grundvoraussetzung ist dass das Problem in Standardform vorliegt. Ein Minimierungsproblem wird in ein Maximierungsproblem umgewandelt. Alle Ungleichungen $g_i(\vec{x}) \leq b_i$ werden unter Zuhilfenahme von *slack*-Variablen so umgewandelt, dass die Gleichungen im Format $g_i(\vec{x}) - b_i - s_i = 0$ vorliegen. Als Beispiel wird $a_{i1}x_1 + a_{i2}x_2 + a_{in}x_n \leq b_i$ umgewandelt in $a_{i1}x_1 + a_{i2}x_2 + a_{in}x_n - b_i - s_i = 0$ mit $s_i \geq 0$. Ungleichungen der Form $a_{i1}x_1 + a_{i2}x_2 + a_{in}x_n \geq b_i$ werden durch $a_{i1}x_1 + a_{i2}x_2 + a_{in}x_n - b_i - s_i = 0$ mit $s_i \geq 0$ ersetzt.

Nach der Umformung

Warmstart Simplex-Verfahren

Abbildung 3.1: Lineare Optimierung



Interior Point Verfahren

Die Idee des *Interior Point* Verfahren ist es, sich der Lösung nicht von außen, entlang der Grenzen der Hyperebenen zu nähern, sondern durch das Innere des zulässigen Bereiches. Dies ist in Abbildung 3.2.

Nichtlineare Optimierung

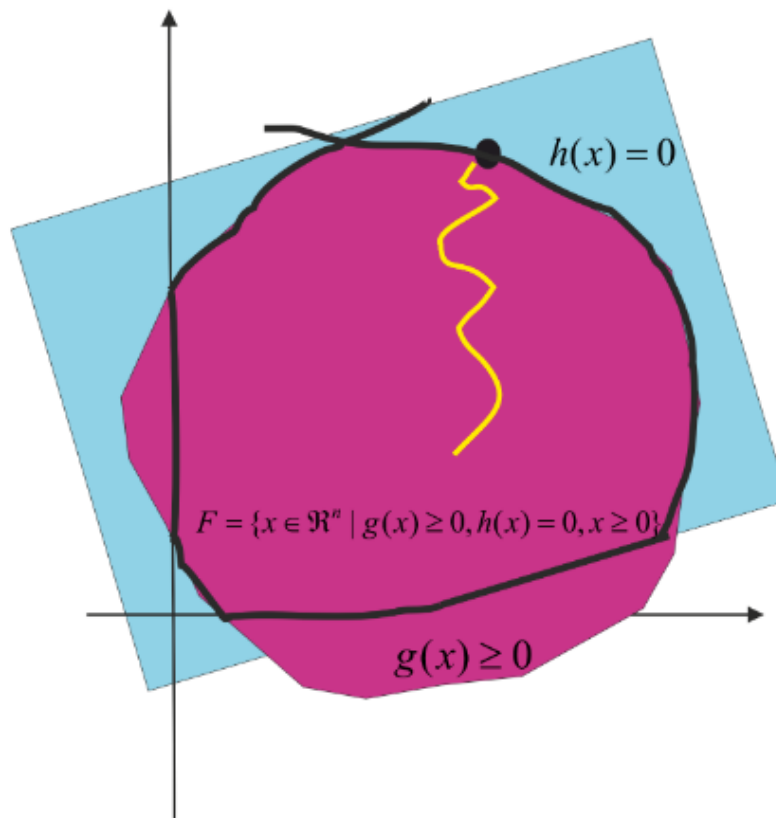
Automatische Ableitung

3.2 Model Predictive Control

Es wurde ein kombinierter Ansatz gewählt, anstatt das Problem auf einen Linearen und Longitudinalen Regler aufzuteilen. Die Vorteile, Nachteile sind:

It is possible to divide the problem defined in Section 1.4 in longitudinal and lateral control. This division has some advantages, namely: • Easier to tune the parameters and weight matrices. Each problem has different states and control inputs to be tuned; • More robust.

Abbildung 3.2: Interior Point Verfahren



If one of the controllers fails the other is still able to function with certain limitations;

- Two less complex problems. The complexity grows quadratically with the number of states;
- Easier to test. The controllers can be tested independently. But it also has some disadvantages, namely: 25
- Harder to design. It requires two problems to be defined;
- Harder to integrate. Both controllers need to communicate in between each other and match their inputs at every time step;
- Loss of optimality. Both controllers cannot calculate their outputs at the same time, so only the last one to calculate its control outputs is calculated based on the exact references. The advantages outweigh the disadvantages, so the division is made.

4 Implementierung

4.1 Simulation

4.2 Julia

5 Evaluierung

6 Zusammenfassung und Ausblick

6.1 Dynamisches Fahrzeugmodell im MPC

A Anhang

Elektronischer Anhang

Fahrzeugdaten

Abbildung A1: Engine Power

<u>Engine speed</u> rpm	<u>450SXF_2_Restriktor.s</u> hp	<u>450SXF_2_Restriktor.sum</u> N*m
2000,0030517578	8,3819561005	29,8436508179
2500,001953125	10,3697595596	29,5369606018
3000,001953125	13,8593196869	32,8971099854
3500,00390625	16,6403408051	33,8556404114
3999,9990234375	18,1146297455	32,2482910156
4499,994140625	18,2581005096	28,8922195435
4999,998046875	24,487859726	34,8753318787
5500,001953125	26,7614707947	34,6484909058
6000,0009765625	32,7806510925	38,9048194885
6500,001953125	33,4750900269	36,6729202271
7000	36,7797889709	37,4152297974
7500	43,285118103	41,0974311829
8000	46,9468193054	41,7881698608
8499,9990234375	49,3668899536	41,3574790955
9000	51,845741272	41,0211410522
9499,9990234375	53,4694099426	40,0792007446
9999,9990234375	54,3385696411	38,6941604614
10500	55,5974998474	37,7053718567
11000	57,0893096924	36,9572181702
11500	57,8139610291	35,7990989685
12000	57,2001113892	33,9431991577
12500	54,5902709961	31,0987205505
13000	51,3287887573	28,1160907745

Einbindung Grafik im Anhang

Abbildung A2: Max Tire Force



Abbildung A3: Unterschrift Bild x Die auf die Rotationsfrequenz des Innenzylinders normierten Eigenfrequenzen der gefundenen Grundmoden der Taylor-Strömung für h (Die azimutale Wellenzahl ist mit m bezeichnet.)

Abkürzungsverzeichnis

Literaturverzeichnis

- [FsW] Formula student - world ranking lists. <https://mazur-events.de/fs-world/>. Accessed on 2018-05-14.
- [KPSB15] J. Kong, M. Pfeiffer, G. Schildbach, and F. Borrelli. Kinematic and dynamic vehicle models for autonomous driving control design. In *2015 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, pages 1094–1099, June 2015.
- [PB92] Hans B. Pacejka and Egbert Bakker. The magic formula tyre model. *Vehicle System Dynamics*, 21(sup001):1–18, 1992.
- [Raj11] R. Rajamani. *Vehicle Dynamics and Control*. Mechanical Engineering Series. Springer US, 2011.
- [SH16] Heiko G. Seif and Xiaolong Hu. Autonomous driving in the icity—hd maps as a key challenge of the automotive industry. *Engineering*, 2(2):159 – 162, 2016.
- [WQ01] Danwei Wang and Feng Qi. Trajectory planning for a four-wheel-steering vehicle. In *Proceedings 2001 ICRA. IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No.01CH37164)*, volume 4, pages 3320–3325 vol.4, 2001.

Sebastian Weller

Persönliche Daten

Adresse	An der Kühruh 13 96123 Litzendorf
Mobil	0170 - 9732890
Email	sebastian.weller01@gmail.com
Geburtsdatum	01.04.1992
Staatsangehörigkeit	deutsch

Studium und Schulbildung

01/2013 - 07/2018	Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg Studium: Informations und Kommunikationstechnik
01/2011 - 01/2013	Ohm-Fachhochschule Nürnberg Studium: Elektrotechnik

Berufliche Erfahrungen / Praktika

01/2016 - 07/2016	Wissenschaftlicher Hilfsmitarbeiter am Fraunhofer IIS
01/2016 - 07/2016	Praktikum bei Siemens Erlangen

Zusatzqualifikationen

Sprachen	Deutsch (Muttersprache) Englisch (fließend in Wort und Schrift)
Programmiersprachen	Java C++ C Julia Python

Erlangen, den (Datum eintragen)

Sebastian Weller