Abschlussbericht Projektseminar Echtzeitsysteme

Gruppe Crash Test Dummies

Projektseminararbeit eingereicht von Kai Cui, Feiyu Chang, Regis Fayard, Lars Semmler, David Botschek am 6. Februar 2019





Fachgebiet Echtzeitsysteme

Elektrotechnik und Informationstechnik (FB18)

Zweitmitglied Informatik (FB20)

Prof. Dr. rer. nat. A. Schürr Merckstraße 25 64283 Darmstadt

www.es.tu-darmstadt.de

Gutachter: Stefan Tomaszek Betreuer: Stefan Tomaszek

Erklärung zur Projektseminararbeit

Hiermit versichere ich, die vorliegende Projektseminararbeit selbstständig und ohne Hilfe Dritter angefertigt zu haben. Gedanken und Zitate, die ich aus fremden Quellen direkt oder indirekt übernommen habe, sind als solche kenntlich gemacht. Diese Arbeit hat in gleicher oder ähnlicher Form noch keiner Prüfungsbehörde vorgelegen und wurde bisher nicht veröffentlicht.

Ich erkläre mich damit einverstanden, dass die Arbeit auch durch das Fachgebiet Echtzeitsysteme der Öffentlichkeit zugänglich gemacht werden kann.

(Kai Cui, Feiyu Chang, Regis Fayard, Lars Semmler, David Botschek)

Darmstadt, den 6. Februar 2019



Inhaltsverzeichnis 1 Einführung 1 2 Projektorganisation 3 3 Testcases 3 4 Regelansätze 5 5 6 5 Schildererkennung 9 6 Auswertung 9 7 Konklusion 9 **A Erster Anhang** 10

i

1 Einführung

In der Automobilindustrie wird immer mehr auf autonomes Fahren gesetzt. Hier werden in der Entwicklung staendig neue Meilensteine erreicht, sodass ein Fahren ohne eine Person am Steuer immer realistischer wird.

Eine kleine Einführung will hier das Projektseminar Echtzeitsysteme der TU Darmstadt bieten. Anhand eines Modellautos werden Ansaetze realitaetsnaher Algorithmen diskutiert und ausprobiert. Die Kommunikation mit dem Auto geschieht mit Hilfe des Programms Robot Operating System (ROS). Mit dieser Methode testet auch der Kooperationspartner "Fachgebiet Fahrzeugtechnik (FZD)" Lösungen am echten Auto, was die Relevanz dieses Projektseminars unterstreicht.

Ein weiterer, nicht weniger wichtiger Schwerpunkt des Seminars ist die erfolgreiche Planung und Durchführung der Gruppenarbeit. Die 5 Mitglieder der einzelnen Gruppen werden aus verschiedenen Vertiefungsrichtungen zugeteilt, damit jeder eigenes Knowhow mitbringen kann. Die verschiedenen Rollen und Verantwortlichkeiten werden im Team erprobt.

Fahrzeug

Dem Fahrzeug stehen verschiedene Sensoren wie der Ultraschall-, Gyro-, und Hallsensor sowie eine Kinect-Kamera zur Verfügung um das Umfeld möglichst realitätsnah wahrzunehmen. Durch die Kamera kann man sowohl auf ein Farbbild als auch auf ein Tiefenbild zugreifen was eine präzise Bildverarbeitung ermöglicht.

Aufgaben

Die verschiedenen Fortschritte wurden nach einzelnen Aufgaben gestaffelt. Das Abfahren eines Rundkurses anhand der Analyse zweier Linien stellte die Basis- und Pflichtaufgabe dar. Weitere Aufgaben durften selbst vorgeschlagen werden, als mögliche Beispiele wurden Spurwechsel, Hinderniserkennung und Verkehrsschilderkennung vorgeschlagen. Unsere Gruppe entschied sich für Spurwechsel und Erkennung der Schilder. Zum Projektumfang zählten aber genauso auch das Festlegen von und Prüfen in Testszenarien um die Funktionalität und Zuverlässigkeit autonomer Steärungen sicherzustellen.



2 Projektorganisation

Für einen reibungslosen Ablauf haben wir zu Beginn geplant, wie wir unsere Kommunikation gestalten wollen und konnten mit Hilfe unten aufgführter Tools eine erfolgsversprechende Roadmap erzielen.

Die Seminarorganisation schrieb ein regelmäßiges Treffen mit dem Seminarleiter vor um Hilfestellungen und Tipps zu ermöglichen. Vom Fachgebiet Fahrzeugtechnik wurde alle zwei Wochen eine Fragerunde zu regelungstechnischen Problemen angeboten. Dieses Treffen diente auch als Austausch mit den anderen Gruppen.

In unsere Kleingruppe entschieden wir uns dazu, einmal wöchentlich zusammen am Auto zu arbeiten um gegenseitiges Helfen zu ermöglichen und immer wieder den Stand abzuklären sowie den nächsten kurzen Abschnitt zu planen.

Den Rest der Woche wurde selbstständig an den neu zugeteilten Aufgaben weitergearbeitet. Bei akuten Fragen und Problemen fand ebenso eine ständige Kommunikation über WhatsApp statt.

Trello: Damit wir die Aufgaben präzise und strukturiert festhalten konnten haben wir uns für das Organisations-Tool Trello entschieden. Hiermit konnten wir durch Anlegen von Listen unsere Punkte in "ToDo", "Meeting", "Gemacht" und "Aufgaben für die Zukunft" aufteilen.

Github: Für die Synchronisierung des Programmcodes haben wir das Versionsverwaltungsprogramm GitHub genutzt. Dadurch konnten wir komfortabel den Programmiercode des Fahrzeugs austauschen sowie bei Fehlern auf alte Code-Zustände zurückgreifen.

3 Testcases

| Testfall | Bemerkung |
|---|-----------|
| Das Fahrzeug fährt rechts und links herum autonom ohne die Fahrbahnbegrenzung zu berühren. | |
| Das Fahrzeug fährt auf einer Fahrspur autonom ohne die Spur zu verlassen. | |
| Das Fahrzeug fährt eine Runde unter 30s. | |
| Das Fahrzeug kommt von der Fahrbahn ab und muss daraufhin anhalten. | |
| Das Fahrzeug startet mittig auf der Fahrbahn im 45 Winkel zur Fahrbahnbegrenzung | |
| Das Fahrzeug startet mittig auf der Fahrbahn im 60 Winkel zur Fahrbahnbegrenzung | |
| Bei einem Stoppschild hält das Fahrzeug auf der Höhe das Schildes für 2s an und fährt danach weiter. | |
| Bei einem Geschwindigkeitsschild fährt das Fahrzeug ab dem Schild mit verringerter Geschwindigkeit weiter. | |
| | |
| Schilderkennung und autonomes Fahren muss gleichzeitig ohne wahrnehmbare Beeinträchtigung funktionieren. | |

| 4 | Red | ıelaı | nsätz | e |
|---|-----|--------------------|-------|---|
| _ | 116 | ı c ıaı | 13atz | ᆮ |

4.1 1.Ansatz

4.2 Modellprädiktiver Regelungansatz

Ein zweiter experimenteller Ansatz, der im Rahmen des Projektseminars verfolgt wurde, ist die sogenannte lineare modellprädiktive Regelung. Bei dieser wird anhand eines linearen, diskretisierten Fahrzeugmodells über ein quadratisches Optimierungsproblem eine Lösung für die optimalen Lenkwinkel berechnet. Diese sind optimal in dem Sinne, dass eine Linearkombination der mittleren quadratischen Abweichungen des prädiktierten Systemzustands und Stellgröße zu einer vorgegebenen Solltrajektorie über einen endlichen Zeithorizont hinaus minimiert wird.

Ein großer Vorteil dieses Verfahrens ist, dass es automatisch Stellgrößenbeschränkungen beachtet und es somit nicht zu Prädiktionsfehlern durch unbeschränkte Stellgrößen kommt. Durch die Methode erhält man zugleich den gesamten Stellgrößenverlauf für den eingestellten Zeithorizont, sodass es außerdem möglich ist, über längere Zeit ohne Neuberechnung an einer Solltrajektorie entlang zu fahren, vorausgesetzt das linearisierte Modell ist für die gegebene Zustandstrajektorie ausreichend genau.

Zunächst bringen wir das Problem in die Form, die für die lineare modellprädiktive Regelung benötigt wird. Dabei orientieren wir uns an [Hov04] sowie an Vorarbeiten von Herrn Eric Lenz am FG RTM. Wir gehen aus vom Querführungsmodell in Gleichung 1 von Herrn Eric Lenz am FG RTM, welches bereits das Ackermannmodell auf eine Raumdimension reduziert:

$$\begin{pmatrix} \dot{y} \\ \dot{\varphi_K} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & \nu \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y \\ \varphi_K \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \nu \cdot \frac{l_H}{l} \\ \frac{\nu}{l} \end{pmatrix} \varphi_L^* = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{u}$$
 (1)

Das Modell wird per Hand mit der Abtastperiode T diskretisiert zu

$$\mathbf{A_d} = e^{\mathbf{A}T} = \begin{pmatrix} 1 & \nu T \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \tag{2}$$

$$\mathbf{B_d} = \int_0^T e^{\mathbf{A}\tau} \mathbf{B} d\tau = \left(\frac{vTl_h}{l} + \frac{v^2T^2}{2l}\right)$$
(3)

$$\begin{pmatrix} y(k+1) \\ \varphi_K(k+1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & \nu T \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y(k) \\ \varphi_K(k) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{\nu T l_h}{l} + \frac{\nu^2 T^2}{2l} \\ \frac{\nu T}{l} \end{pmatrix} \varphi_L^*(k)$$
 (4)

Es sei nun eine Trajektorie nach den Gleichungen 5, 6 gegeben, deren Erzeugung wir an späterer Stelle erläutern.

$$x_{ref} = (x_{ref,1} \ x_{ref,2} \ \dots \ x_{ref,n-1} \ x_{ref,n})^T$$
 (5)

$$u_{ref} = (u_{ref,0} \ u_{ref,1} \ \dots \ u_{ref,n-2} \ u_{ref,n-1})^T$$
 (6)

Dann definieren wir

$$\hat{Q} = 1000 \cdot diag(1, 0, \dots, 1, 0); \quad \hat{P} = \mathbf{I}_{n,n}; \quad -U_{min} = U_{max} = 21^{\circ}
x_{0} = \begin{pmatrix} y(k) \\ 0 \end{pmatrix}; \quad A = \begin{pmatrix} 1 & \nu T \\ 0 & 1 \end{pmatrix}; \quad B = \begin{pmatrix} \frac{\nu T l_{h}}{l} + \frac{\nu^{2} T^{2}}{2l} \\ \frac{\nu T}{l} \end{pmatrix}
\chi_{0} = \begin{pmatrix} A \\ A^{2} \\ \vdots \\ A^{n-1} \\ A^{n} \end{pmatrix} x_{0} + \begin{pmatrix} B & 0 & \dots & 0 & 0 \\ AB & B & \ddots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 & 0 \\ A^{n-2}B & A^{n-3}B & \dots & B & 0 \\ A^{n-1}B & A^{n-2}B & \dots & AB & B \end{pmatrix} u_{ref} - x_{ref} \tag{7}$$

Wir können dann das folgende quadratische Optimierungsproblem für n Zeitschritte definieren [Hov04], welches die quadratischen Positionsabweichungen über n Zeitschritte vorwärts minimiert.

$$\min_{v} f(v) = (x_0 - x_{ref,0}^T Q(x_0 - x_{ref,0})) + \chi_0^T \hat{Q}\chi_0 + 2\chi_0^T \hat{Q}\chi_v + \chi_v^T \hat{Q}\chi_v + v^T \hat{P}v \qquad (8)$$

$$= 0.5 v^T \tilde{H} v + c^T v \qquad (9)$$

mit den Stellgrößen-Nebenbedingungen

$$\mathbf{I}_{n,n} \nu \ge \begin{pmatrix} U_{min} \\ \vdots \\ U_{min} \end{pmatrix} - u_{ref} \tag{10}$$

$$-\mathbf{I}_{n,n}\nu \ge -\begin{pmatrix} U_{max} \\ \vdots \\ U_{max} \end{pmatrix} + u_{ref} \tag{11}$$

Da wir keine Zustandsgrößenbeschränkung vorsehen, benötigen wir die restlichen Nebenbedingungen aus [Hov04] nicht. Dieses Optimierungsproblem wird für die gegebene Trajektorie on-line auf dem Fahrzeug gelöst, und der folgende optimale Stellgrößenverlauf wird abgespielt:

$$\varphi_{L,i} = \arctan(\varphi_{L,i}^*) = \arctan(u_i) = \arctan(v_i + u_{ref,i})$$
(12)

Die Konvergenz, Optimalität und numerische Stabilität der Lösung des Optimierungsproblems der linearen modellprädiktiven Regelung ist hierbei durch die Verwendung von Methoden aus der quadratischen Programmierung, z.B. hier [GI83], sichergestellt.

Wir haben hier die Gewichtungsmatrizen \hat{Q} , \hat{P} so gesetzt, dass näherungsweise lediglich die Positionsabweichung zur Solltrajektorie minimiert werden soll. Dies erlaubt es uns dann, als Solltrajektorie den Sollstellgrößenverlauf zu ignorieren und eine beliebige Sollwinkeltrajektorie vorzugeben, da lediglich nach der Position optimiert wird:

$$u_{ref} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \end{pmatrix}^T \tag{13}$$

Als nächstes wird die Beschaffung der Solltrajektorie erläutert. Dazu bedienen wir uns der Kamera, dessen Farbdaten zunächst mithilfe einer inversen Perspektiventransformation (IPM) auf ein Birdeye-View gebracht werden.

Das Bild wird in horizontale Streifen einer vordefinierten Breite unterteilt. Anschließend werden die Streifen nach den Fahrbahnbegrenzungsfarben gefiltert und Spaltenhistogramme gebildet. Die Histogrammmaxima am nächsten zur Mitte des Bildes mit einem vordefinierten Mindestabstand werden selektiert. In diesem Fall also bis zu zwei Seitenstreifenpunkte und bis zu ein Mittellinienpunkt. Schließlich werden diese Punkte verwendet, um sinnvolle Wegpunkte zu definieren.

Wegpunkte werden priorisiert zwischen einen Mittellinienpunkt und den Seitenstreifenpunkt der entsprechenden Fahrbahnseite gelegt. Falls das nicht möglich ist, z.B. weil einer der Punkte nicht existiert, legen wir ihn $\frac{1}{4}$ oder $\frac{3}{4}$ zwischen die Seitenstreifenpunkte je nach Fahrbahnseite. Falls auch das nicht möglich ist, können zusätzliche Punkte aus den bereits existierenden inferiert werden, falls mindestens ein Seitenstreifenpunkt existiert.

Mithilfe dieser Wegpunkte kann man nun eine Trajektorie x_{ref} erzeugen. Die Trajektorie muss nicht vom Fahrzeug einhaltbar sein, sondern lediglich dem gewünschten Fahrverlauf entsprechen.

Ein Problem lässt sich hier jedoch feststellen: Die Trajektorien sind hiermit nicht stationär und sehr variant. Der Grund hierfür ist hauptsächlich die anfällige Extrapolation durch Polynome außerhalb der Stützpunkte. Zusätzlich kommt jedoch hinzu, dass die Regressionsmethode nicht rotationsinvariant ist, denn eine Rotation der Wegpunkte führt zu einer völlig anderen Trajektorie, da das Polynom an den Bildachsen ausgerichtet ist. Dies führt dazu, dass die Regelung versagt.

Eine andere einfache Lösung ist es, nicht zu interpolieren, sondern eine direkte lineare Trajektorie zum nächstliegenden Wegpunkt zu setzen. Dadurch wird die Trajektorie deutlich robuster und die Regelung funktioniert wie erwartet. Dasselbe Problem hat man jedoch im begrenzten Maße auch für die direkte lineare Trajektorie. Selbst wenn man auf Extrapolation verzichtet und ausreichend Mittelung verwendet, ist der unterste Bildpunkt aufgrund der auftretenden Rotation des gegenüber der Roboterposition orthogonal ausgerichteten Bildes geringfügig variant. Zusätzlich kann es durch die Diskretisierung bei zu großen Zeitschritten zu Überschwingen trotz Einhaltung der diskreten Zustandssollwerte kommen.

Mit dieser Bildtrajektorie und den Bildtransformationsparametern lassen sich dann diskrete Trajektoriensollwerte $x_{ref,i}$ erzeugen, indem das kinematische Querführungsmodell angenommen wird: Für jeden Trajektorienzeitschritt wird eine konstante Vorwärtsbewegung abhängig von der Geschwindigkeit ausgeführt, um den nächsten Positionssollwert zu ermitteln.

Das größte Problem sind die Nichtlinearitäten. Dieser Ansatz erlaubt noch weitere Verbesserungen, um besseres Regelverhalten zu erreichen und insbesondere hohe Geschwindigkeiten ausreichend genau zu regeln. Darauf wird in diesem Projektseminar aber aufgrund der abweichenden Zielsetzung und Komplexität verzichtet.

Es bietet sich zukünftig an, das Fahrzeugmodell durch ein nichtlineares Modell zu ersetzen. Damit landet man bei der nichtlinearen modelprädiktiven Regelung (NMPC), z.B. [AZ12], bei der aufgrund der nichtlinearen Nebenbedingungen die Konvergenz zum Optimum zwar zunächst nicht formal sichergestellt ist, aber praktisch gesehen klappt.

| 5 | Schildererkennung |
|---|-------------------|
| 6 | Auswertung |
| 7 | Konklusion |

Literatur

- [AZ12] Allgöwer, Frank ; Zheng, Alex: *Nonlinear model predictive control.* Bd. 26. Birkhäuser, 2012
- [GI83] GOLDFARB, Donald; IDNANI, Ashok: A numerically stable dual method for solving strictly convex quadratic programs. In: *Mathematical programming* 27 (1983), Nr. 1, S. 1–33
- [Hov04] Hovd, Morten: A brief introduction to Model Predictive Control. In: *URL*= http://www. itk. ntnu. no/fag/TTK4135/viktig/MPCkompendium% 20HOvd. pdf (2004)

A Erster Anhang