Fahrerassistenzsystem zur vorausschauenden energieeffizienten Geschwindigkeitsregelung speziell für Elektrofahrzeuge

T. **Schwickart**, M. Eng.; Prof. Dr.-Ing. H**. Voos**,
University of Luxembourg, Luxembourg;

Kurzfassung

Dieser Beitrag zeigt den Entwurf eines modellprädiktiven Reglers zur energieeffizienten Geschwindigkeitsregelung eines Elektrofahrzeugs. Das besondere hierbei ist die spezielle Formulierung des zu Grunde liegenden Prädiktionsmodells und des Optimalsteuerungsproblems, welche eine effiziente Implementierung in Echtzeit mit garantierter Konvergenz ermöglicht. Die nichtlinearen Gleichungen der Fahrzeugbewegung und des Energieverbrauchs werden hier durch eine Koordinatentransformation und eine spezielle Formulierung des Optimalsteuerungsproblems in ein lineares Modell überführt. Der Entwurf wird am Beispiel eines Serienfahrzeugs (*Smart ED*) durchgeführt, dessen Dynamik und Energieverbrauchscharakteristik experimentell ermittelt wurden.

1. Einleitung

Die begrenzte Reichweite ist einer der größten Nachteile von Elektrofahrzeugen und eine entscheidende Herausforderung bei der Durchsetzung der Elektromobilität. Da die Energieeffizienz der Fahrzeuge selbst bereits sehr hoch ist und kaum Spielraum für Verbesserungen lässt, bleiben nur zwei mögliche Ansätze zur Reichweitenverlängerung rein elektrischer Fahrzeuge: Die erste Option ist die Verbesserung der Batterietechnik hin zu höherer Kapazität und geringerem Gewicht. Die zweite Möglichkeit ist die Optimierung des Fahrstils, der einen hohen Einfluss auf den Energieverbrauch hat [1]. Aufgrund möglicher Einsparungen von 10 bis 20 % ist die vorausschauende Fahrstiloptimierung ein lohnender Ansatz zur Einsparung von Energie und Verlängerung der Reichweite. In aktuellen Elektrofahrzeugen wird dieser Ansatz durch einen „Eco-Modus“ oft bereits berücksichtigt, wobei hier jedoch meist nur eine Limitierung der maximal abrufbaren Leistung stattfindet.

Ein wesentlich effektiverer Weg zur Fahrstiloptimierung ist die automatische Geschwindigkeitsregelung durch ein Fahrerassistenzsystem ähnlich der „Adaptive Cruise Control“ (ACC). Die Fahrgeschwindigkeit wird entsprechend der Fahrbahnsteigung, dem Kurvenverlauf, den Geschwindigkeitsbeschränkung und dem Abstand zum vorausfahrenden

Fahrzeug automatisch geregelt, um den besten Kompromiss aus dem Fahren mit Wunschgeschwindigkeit und der Minimierung des Energieverbrauchs zu finden. Diese Aufgabe kann als Optimalsteuerungsproblem formuliert werden [2 bis 3]. Der Zugkraftwunsch wird als gesuchte Stellgröße betrachtet während die resultierende Fahrgeschwindigkeit und der Energieverbrauch durch ein Prädiktionsmodell beschrieben werden. Eine Kostenfunktion, die das Ziel der Regelung vorgibt, wird minimiert, um die Stellgröße Zugkraftwunsch zu ermitteln.

Da das Fahrzeug unter veränderlichen Verkehrs- und Umweltbedingungen fährt, ist es jedoch kaum möglich, die vollständige Zugkraft- und Geschwindigkeitsstrategie schon vor der Fahrt zu berechnen. Ein geeigneter Weg, diesen Herausforderungen zu begegnen ist die modellprädiktive Regelung (MPR), bei der die Optimierung der Kostenfunktion für einen endlichen Prädiktionshorizont durchgeführt wird und zu jedem Zeitschritt wiederholt wird. Diese Regelstrategie ist in verschiedenen Arbeiten zur Ermittlung einer effizienten Fahrstrategie angewandt worden [4 bis 9].

Die größte Herausforderung bei der Implementierung einer solchen MPR ist die Notwendigkeit einer schnellen Echtzeit-Optimierung des Systemverhaltens. Daher ist die Formulierung des zu Grunde liegenden Optimalsteuerungsproblems entscheidend für eine schnelle Lösbarkeit. Eine erstrebenswerte Form des Optimierungsproblems besteht aus einer quadratischen Kostenfunktion, linearem Prädiktionsmodell und linearen Beschränkungen, da schnelle effiziente Lösungsalgorithmen mit garantierter Konvergenz für diese Problemform verfügbar sind.

Dieser Beitrag zeigt, wie das entstehende Optimalsteuerungsproblem ohne eine Gesamtlinearisierung in einem Arbeitspunkt durch Umformulierungen in diese vorteilhafte Form gebracht werden kann. So werden viele Herausforderungen beim Praxiseinsatz gelöst, da hierdurch die Lösbarkeit in endlicher Zeit garantiert ist und die Implementierung auf wesentlich kostengünstigerer Hardware möglich wird. Dieser Beitrag beschränkt sich auf die Betrachtung des MPR-Reglers. Die Ermittlung der Wunschgeschwindigkeit und des unterlagerten Zugkraftreglers werden hier nicht beschrieben. Dabei wird zunächst nur die Ansteuerung des Gaspedals berücksichtigt.

2. Reglerentwurf

Ein geeignetes Prädiktionsmodell muss das dynamische Verhalten des *Smart ED* beschreiben, dessen Herzstück eine permanentmagneterregte Synchronmaschine ist. Sie kann als Motor oder Generator arbeiten, wodurch elektrische Energie beim regenerativen Bremsen zurückgespeist werden kann. Ein Lithium-Ionen-Akkumulator versorgt die

Synchronmaschine mit Hilfe einer Leistungselektronik mit Wechselstrom. Die Hinterräder werden über ein einstufiges Getriebe angetrieben.

Die Längsdynamik des Fahrzeugs wird als eindimensionale Bewegung nach Newtons zweitem Gesetz $\sum F = m \cdot \frac{dv}{dt}$ beschrieben. Die Kräfte, die in Längsrichtung auf das Fahrzeug wirken, sind die Zugkraft F_{trac} sowie die folgenden Fahrwiderstandskräfte [10]. Die Rollwiderstandskraft F_r ist eine Funktion des Fahrbahnsteigungswinkels α_{sl} mit den Parametern Fahrzeugleergewicht m_v, Zuladung m_l, der Gravitationskonstante g und dem Rollwiderstandsbeiwert der Reifen c_r [10].

$$F_r = (m_v + m_l) \cdot g \cdot c_r \cdot \cos(\alpha_{sl}(t)) \tag{1}$$

Der Steigungswiderstand F_{gr} hängt ebenfalls vom Steigungswinkel der Fahrbahn α_{sl} ab [10]:

$$F_{gr} = (m_v + m_l) \cdot g \cdot \sin(\alpha_{sl}(t)) \tag{2}$$

Die Luftwiderstandskraft F_d ist eine Funktion des Quadrats der Fahrgeschwindigkeit v. Die Parameter beziehen sich auf die Form des Fahrzeugs (projizierte Frontfläche A_v, Luftwiderstandsbeiwert c_d) und die Dichte der Luft in der Umgebung ρ_a [10].

$$F_d = \frac{1}{2} \cdot \rho_a \cdot c_d \cdot A_v \cdot v(t)^2 \tag{3}$$

Mit diesen Gleichungen kann die Beschleunigung des Fahrzeugs in Längsrichtung aus der Differenz der Zugkraft und der Fahrwiderstandskräfte geteilt durch die äquivalente Fahrzeugmasse m_{eq} (sie berücksichtigt die rotatorische Trägheit der Antriebsstrangkomponenten zusätzlich zur Fahrzeugmasse) berechnet werden:

$$\frac{dv(t)}{dt} = \left(F_{trac}(t) - F_r\big(\alpha_{sl}(t)\big) - F_{gr}\big(\alpha_{sl}(t)\big) - F_d\big(v(t)\big)\right) / m_{eq} \tag{4}$$

Zur Verwendung als Prädiktionsmodell für einen Geschwindigkeitsregler ist es zweckmäßig, (4) als Funktion der Position (anstelle der Zeit) auszudrücken, da die Eingangsgrößen mit Bezug auf den Fahrstreckenabschnitt (Geschwindigkeitsbeschränkungen, Steigungswinkel und Kurvenradius) ebenfalls als Funktion der Position vorliegen. Das Modell kann mit Hilfe der folgenden Transformation umformuliert werden:

$$\frac{d}{ds} = \frac{d}{dt} \cdot \frac{dt}{ds} = \frac{d}{dt} \cdot \frac{1}{v} \tag{5}$$

Die Transformation (5) führt dann jedoch zu einer Bewegungsgleichung, die von der Inversen der Geschwindigkeit (einer Zustandsvariablen) abhängt. Das ist nachteilig für eine schnelle Lösung des Optimalsteuerungsproblems. Einer Idee in [9] folgend, wird folgende Transformation angewandt, um die kinetische Energie des Fahrzeugs $e_{kin} = \frac{1}{2} \cdot m_{eq} \cdot v(t)^2$ anstelle der Geschwindigkeit zu beschreiben:

$$\frac{de_{kin}}{ds} = m_{eq} \cdot \frac{dv}{dt} \tag{6}$$

Durch die Anwendung der Koordinatentransformation (6) auf die Bewegungsgleichung (4) erhält man die folgende lineare Bewegungsgleichung als Funktion der Position. (Die Werte der Sinus- und Kosinusfunktionen der Fahrbahnsteigung α_{sl} werden als bekannt vorausgesetzt und als messbare Störgrößen behandelt.)

$$\frac{de_{kin}}{ds} = F_{trac}(s) - F_r\big(\alpha_{sl}(s)\big) - F_{gr}\big(\alpha_{sl}(s)\big) - F_d(e_{kin}(s)) \tag{7}$$

Hierin ist F_d als Funktion der kinetischen Energie umformuliert:

$$F_d(e_{kin}) = \frac{1}{m_{eq}} \cdot \rho_a \cdot c_d \cdot A_v \cdot e_{kin}(s) \tag{8}$$

Da (7) nur für positive Werte von e_{kin} gültig ist, wird die Beschränkung $e_{kin} \geq 0$ eingeführt. Zusätzlich werden Beschränkungen der Zugkraft F_{trac} eingeführt, um die Möglichkeiten des Fahrzeugs nicht zu überschreiten. Die gemessene Volllastkurve (ohne Nutzung der „Kickdown“-Funktion) und die Bremskraft im Schubbetrieb (Fahr- und Bremspedal nicht angesteuert) des Smart ED sind in Bild 1 dargestellt.

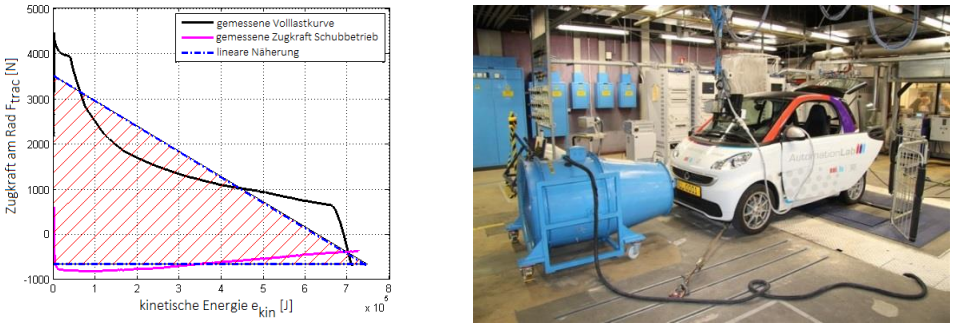

Bild 1: Links: Gemessene Volllastkurve des *Smart ED* und Zugkraft im Schubbetrieb. Der schraffierte Bereich ist der zulässige Bereich für die Variable Zugkraft. Rechts: Smart ED auf dem Rollenprüfstand

Da hier nur lineare Beschränkungen erlaubt sind, wird der durch die Kurven eingeschlossene Bereich durch den schaffierten Bereich linear approximiert und durch die Ungleichungsbeschränkungen $F_{tr,min} \leq F_{trac} \leq c_1 \cdot e_{kin} + c_2$ und $e_{kin} \geq 0$ repräsentiert.

Nachdem nun die Bewegungsgleichung mit Beschränkungen definiert ist, muss diese noch um ein Modell des Energieverbrauchs ergänzt werden. Um die elektrischen Größen des Antriebsstrangs mit den Mechanischen zu verknüpfen, wurde die Verbrauchscharakteristik des Fahrzeugs im statischen Betrieb auf einem Rollenprüfstand gemessen. Die elektrische Leistung an der Batterie $P_{batt} = U_{batt} \cdot I_{batt}$ wird hierbei als Funktion der Zugkraft an den Rädern F_{trac} und der Fahrgeschwindigkeit v angenommen. Das interpolierte Leistungskennfeld zeigt Bild 2a.

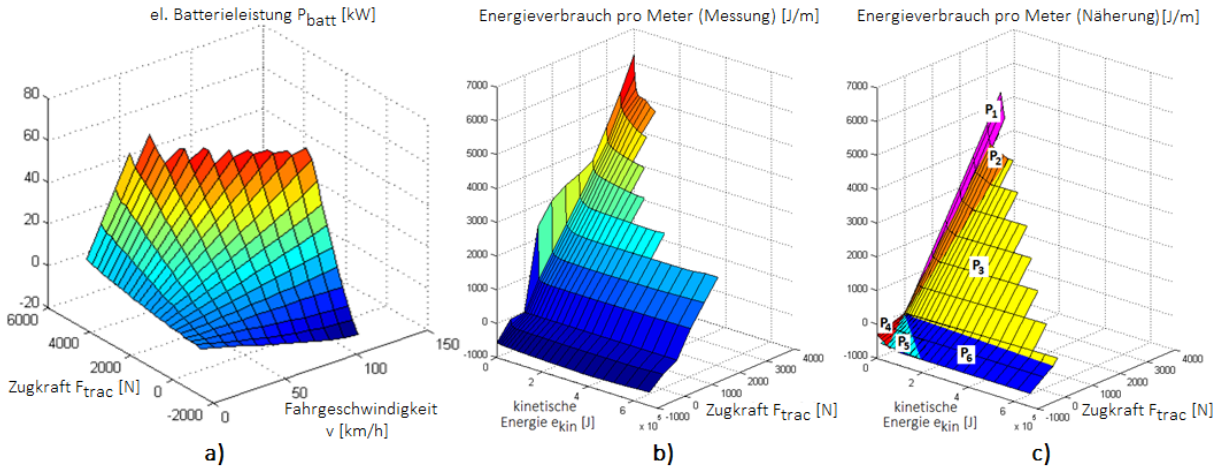

Bild 2: Energieverbrauchskennfelder in unterschiedlicher Darstellung. a) Elektrische Leistung an den Batterieklemmen als Funktion der Zugkraft am Rad F_{trac} und der Fahrgeschwindigkeit v; b) Energieverbrauch pro Meter basierend auf Messdaten; c) Energieverbrauch pro Meter als stückweise lineare Approximation.

Da die Bewegungsgleichung (7) in Abhängigkeit der Position s formuliert ist, muss das Modell des Energieverbrauchs ebenfalls umformuliert werden. Hierbei ist es vorteilhaft, dass jedem Punkt des Leistungskennfelds (Bild 2a) durch das einstufige Übersetzungsverhältnis des Fahrzeuggetriebes eindeutig eine Fahrgeschwindigkeit zugeordnet werden kann. Daher wird jeder Messwert entsprechend (5) durch die zugehörige Fahrgeschwindigkeit dividiert, um den Energieverbrauch des Fahrzeugs pro Meter zu berechnen. Zusätzlich wird die x-Achse als Funktion der kinetischen Energie skaliert, damit das Kennfeld vollständig auf den gleichen Variablen wie die Bewegungsgleichung (7) basiert, siehe Bild 2b.

Das Ziel ist nun, eine analytische Approximation dieses Kennfelds in das Prädiktionsmodell zu integrieren. Die hier gegebene Charakteristik in Bild 2b ist gut geeignet für eine stückweise lineare Approximation. Dies verlangt im Allgemeinen jedoch die Verwendung unterschiedlicher Modelle in verschiedenen Betriebspunkten. Im Folgenden wird eine alternative Problemformulierung präsentiert, die dieses Systemverhalten implizit beinhaltet. Voraussetzung hierfür ist eine konvexe stückweise lineare Näherung, da diese als das Maximum einer Menge linearer Funktionen dargestellt werden kann. Dieses Maximum wird bei der Optimierung implizit ermittelt.

Hier werden sechs lineare Funktionen (P_1 bis P_6) eingeführt, die nach der Methode der kleinsten Fehlerquadrate an unterschiedliche Bereiche des Kennfelds in Bild 2b angenähert werden, siehe Bild 2c. Anschließend werden P_1 bis P_6 als untere Beschränkungen einer Optimierungsvariablen u_{cons} formuliert, die den Energieverbrauch des Fahrzeugs pro Meter repräsentiert. Die Beschränkungen haben folgende Form:

$$P_i: \qquad u_{cons} \geq a_i \cdot e_{kin} + b_i \cdot F_{trac} \qquad i = 1 \dots 6 \tag{9}$$

Das Optimierungsproblem (wie weiter unten diskutiert wird) wird dann so formuliert, dass eine dieser Beschränkungen garantiert mit Gleichheit erfüllt ist (d. h. „aktiv“ ist). Wenn diese Bedingung erfüllt ist, beschreibt die Optimierungsvariable u_{cons} den Energieverbrauch des Fahrzeugs pro Meter entsprechend dem folgenden stückweise linearen Modell:

$$u_{cons} = a_i \cdot e_{kin} + b_i \cdot F_{trac} \qquad \text{if } P_i \text{ is active} \tag{10}$$
$$u_{cons} \geq a_j \cdot e_{kin} + b_j \cdot F_{trac} \qquad \text{for } j \neq i$$

Daher kann der Energieverbrauch E_{el} des Fahrzeugs einfach durch Integration der folgenden Gleichung bestimmt werden:

$$\frac{dE_{el}}{ds} = u_{cons}(s) \tag{11}$$

Die kontinuierliche Bewegungsgleichung (7) und das Modell des Energieverbrauchs (11) können in Zustandsraumdarstellung zusammengefasst und dann diskretisiert werden, sodass schließlich ein lineares, ortsdiskretes Zustandsraummodell der Form $\hat{x}_{d,k+1} = \hat{A}_d \cdot \hat{x}_{d,k} + \hat{B}_d \cdot \hat{u}_{d,k} + \hat{E}_d \cdot \hat{d}_{d,k}$ mit den Zustandsgrößen $\hat{x}_{d,k}$, den Eingangsgrößen $\hat{u}_{d,k}$ und den messbaren Störgrößen $\hat{d}_{d,k}$ entsteht. Nun kann ein diskretes Optimalsteuerungsproblem aufgestellt werden, das in jedem Takt der MPR gelöst wird. Die Kostenfunktion enthält den Energieverbrauch am Ende des Prädiktionshorizonts. Zudem wird die Sollwertabweichung der kinetischen Energie am Ende des Prädiktionshorizonts hinzugefügt. Die akkumulierte Sollwertabweichung der kinetischen Energie ist schließlich ein Maß für das Folgen der Sollgeschwindigkeitstrajektorie. Damit erhält man:

$$\min_{\hat{F}_{trac},\hat{u}_{cons}} Q_1 \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \hat{u}_{cons,k} \cdot \Delta s + Q_2 \cdot \left(\hat{e}_{kin,N} - \hat{e}_{kin,ref,N}\right)^2 + Q_3 \cdot \sum_{k=1}^{N} \left(\hat{e}_{kin,k} - \hat{e}_{kin,ref,k}\right)^2 \tag{12}$$

mit dem Modell der Systemdynamik:

$$\hat{x}_{d,k+1} = \hat{A}_d \cdot \hat{x}_{d,k} + \hat{B}_d \cdot \hat{u}_{d,k} + \hat{E}_d \cdot \hat{d}_{d,k} \tag{13}$$

mit den Anfangsbedingungen:

$$\hat{E}_{el,0} = E_{el}(0) \qquad \hat{e}_{kin,0} = e_{kin}(0) \tag{14}$$

mit den Beschränkungen:

$$0 \leq \hat{e}_{kin,k} \qquad F_{tr,min} \leq \hat{F}_{trac,k} \leq c_1 \cdot \hat{e}_{kin,k} + c_2 \tag{15}$$

mit den Näherungsfunktionen des Verbrauchskennfelds:

$$\hat{u}_{cons,k} \geq a_i \cdot \hat{e}_{kin,k} + b_i \cdot \hat{F}_{trac,k} \qquad i = 1 \ldots 6 \tag{16}$$

In der Kostenfunktion (12) hängt lediglich der erste Term (der Energieverbrauch) von $\hat{u}_{cons}$ ab - die Kostenfunktion ist also *separabel* im Hinblick auf diese Variable. Die Minimierung dieses Terms bedingt die Minimierung von $\hat{u}_{cons}$ zu jedem Positionsschritt. Somit muss die

Variable $\hat{u}_{cons}$ in der Lösung des Optimierungsproblems immer eine der Ungleichungen (16) erfüllen und beinhalt ein entsprechendes stückweise lineares Modell des Energieverbrauchs.

3. Simulation des geschlossenen Regelkreises

Der gezeigte modellprädiktive Regler wird nun im geschlossenen Regelkreis mit dem nichtlinearen Bewegungsmodell (4) und dem Energieverbrauchsmodell entsprechend dem Verbrauchskennfeld aus Bild 2a simuliert. Das Simulationsszenario beinhaltet die Fahrt bei einer Sollgeschwindigkeit von 70 km/h im Gefälle und bei Steigung entsprechend Bild 3. Der Prädiktionshorizont beträgt 40 Schritte à 10 m. Dieses Szenario wurde zweimal simuliert, einmal mit dem beschriebenen energieeffizienten Geschwindigkeitsregler und ein weiteres Mal zu Vergleichszwecken mit demselben Regler, jedoch ohne Gewichtung des Energieverbrauchs.

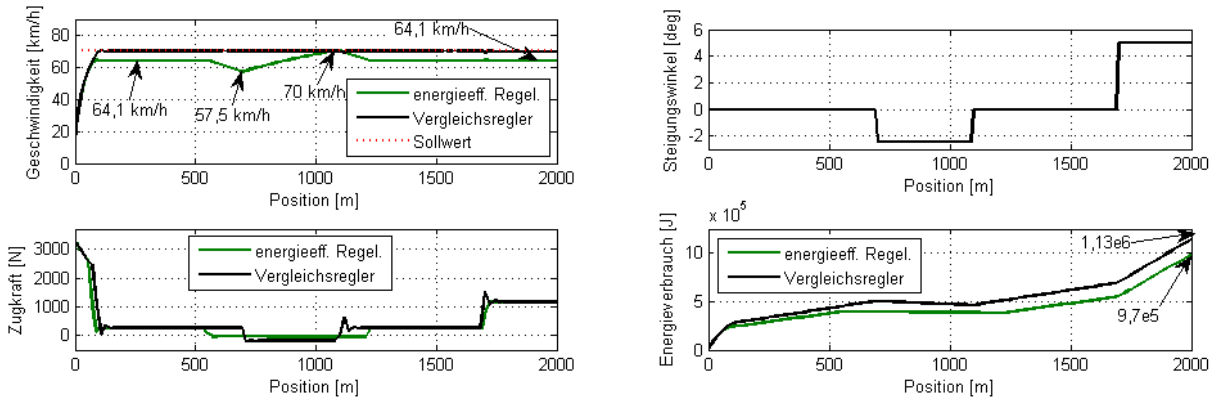

Bild 3: Simulationsergebnisse des MPR-Reglers im geschlossenen Regelkreis.

Der energieeffiziente Regler beschleunigt das simulierte Fahrzeug zunächst aus dem Stillstand auf eine konstante Fahrgeschwindigkeit. Schon bevor das Gefällestück erreicht ist, verzögert das Fahrzeug, um dann im Lauf des Gefälles ohne Aufwand an Zugkraft wieder „kostenfrei“ zu beschleunigen. Das zeigt das prädiktive und energieeffiziente Verhalten des Reglers. Vor der Steigung wird die Fahrgeschwindigkeit geringfügig reduziert, um dieses bei niedrigerem Fahrwiderstand zu überwinden. Durch diese Maßnahmen reduziert sich der Energieverbrauchs des Fahrzeugs gegenüber dem Vergleichsregelkreis in der Simulation um 14,2 % während die Durchschnittsgeschwindigkeit um nur 8,2 % sinkt. Die Rechenzeit für jeden Takt der MPR beträgt auf einem Desktop-PC unter *MATLAB* ca. 0,1 Sekunden. Die Lösung mit C-Code basierten Algorithmen kann jedoch nochmals deutlich schneller erfolgen.

4. Fazit

Das Optimalsteuerungsproblem eines energieeffizienten prädiktiven Geschwindigkeitsreglers für Elektrofahrzeuge wurde in die Form eines quadratischen Optimierungsproblems mit

linearen Beschränkungen gebracht, ohne eine Linearisierung in einem Arbeitspunkt vorzunehmen. Dies ist mit Hilfe einer Koordinatentransformation und der Ausnutzung der Struktur des Optimierungsproblems möglich. So wird die Verwendung eines stückweise linearen Modells für den Energieverbrauch des Fahrzeugs mit guter Näherung der gemessenen Charakteristik möglich, ohne spezielle Lösungsalgorithmen zu verwenden. Die gezeigte Problemformulierung ermöglicht eine schnelle Echtzeitimplementierung mit garantierter Konvergenz auf vergleichsweise kostengünstiger Hardware. Die nächsten Schritte sind eine weitere Untersuchung des Regelkreises und die praktische Umsetzung.

[1] Barkenbus, J. N.: Eco-Driving: An Overlooked climate change initiative, Energy Policy 38 (2010), 8 S. 762-769

[2] Schwarzkopf, A.; Leipnik R.: Control of highway vehicles for minimum fuel consumption over varying terrain, Transportation Research 11 (1977), 8 S. 279 - 286

[3] Saerens, B.: Optimal control based eco-driving - theoretical approach and practical applications, KU Leuven Diss. 2012

[4] Lattemann, F.; Neiss, K.; Terwen S.: The predictive cruise control a system to reduce fuel consumption of heavy duty trucks, SAE Tech. Report 2004-01-2616 (2004)

[5] Kamal, M. A. S.; Mukai, M.; Kawabe, T.: Model predictive control of vehicles on urban roads for improved fuel economy, IEEE Transactions on Control Systems Technology 21 (2013), 11 S. 831-841

[6] Kalabis, M.; Müller, S.: A model predictive approach for a fuel efficient cruise control system, Zukünftige Entwicklungen in der Mobilität, Proff, H.; Schönharting, J.; Schramm, D.; Ziegler, J. (Hrsg.), Wiesbaden: Gabler-Verlag, 2012

[7] Li, X.; Chen , Y.; Wang, J.: In-wheel motor electric ground vehicle energy management strategy for maximizing the travel distance, American Control Conference (2012), 6 S. 4993-4998

[8] Dib, W.; Serrao, L.; Sciaretta, A.: Optimal control to minimize trip time and energy consumption in electric vehicles, Vehicle Power and Propulsion Conference Conference (2011), 8 S. 1-8

[9] Hellstroem, E.: Look-ahead control of heavy vehicles, Linköping University Diss. 2010

[10] Guzzella, L.; Sciaretta, A.: Vehicle Propulsion Systems – Introduction to Modeling and Optimization, Springer Verlag, 2013.