

Anwendungsbeispiele und Potenziale von skalierbaren Streckeninformationen für das Antriebsstrangmanagement von Elektro-Hybridfahrzeugen

Thomas Böhme, IAV GmbH

dr.thomas.boehme@iav.de

Heiko Rabba, IAV GmbH

heiko.rabba@iav.de

Zusammenfassung

Informationen von Navigationssystemen stellen zukünftig für die Funktionen des Antriebsstrangmanagements neue Herausforderungen dar. Jedoch benötigt nicht jede Funktionalität alle möglichen extrahierbaren Informationen vom Navigationssystem, um die Wirkungsweise zu optimieren. Am Beispiel von drei praxisrelevanten Anwendungen - dazu gehören die Ladestrategie, das Rekuperationsmanagement einer vorausschauenden Betriebsstrategie und das elektrische Reichweitenmanagement - wird das Potenzial von skalierbaren Streckeninformationen für das Antriebsstrangmanagement per Simulationsstudie aufgezeigt. Im ersten Beispiel wird veranschaulicht, wie eine Erkennung des Straßentyps die Ladestrategie für einen Parallelhybriden um mehr als 10% optimieren kann. Das zweite Beispiel erklärt, wie ein Prädiktionshorizont der zu fahrenden Strecke helfen kann, die Rekuperationsstrategie frühzeitig und somit 1.5% wirkungsgradoptimaler zu gestalten. Im dritten Beispiel wird ausführlich gezeigt, wie ein Reichweitenmanagement für ein Elektro-Hybridfahrzeug den Fahrer unterstützen kann, die gewünschte elektrische Reichweite um 20% zu steigern, vorausgesetzt dass die Eigenschaften der kompletten Fahrtroute bekannt sind.

1 Motivation

Steigende Energiekosten, Klimawandel und Umweltbelastungen tragen zur Entwicklung von alternativen Antriebstechnologien bei. Ein vielversprechender Ansatz, den Kraftstoffverbrauch und Emissionsausstoß zu senken, ist der Hybridantrieb. Hybridfahrzeuge haben - belegt durch eine Vielzahl von Untersuchungen und Feldversuchen - ein Einsparpotenzial von etwa 15%. Weitere Einsparungen können mit skalierbaren Strecken- und Navigationsdaten [1,2] erzielt werden, wenn diese Einfluss auf das Antriebsstrangmanagement (ASM) nehmen. Die weitere Kombination mit

Fahrerassistenzsystemen - wie z.B. Adaptive Cruise Control (ACC) - kann das Einsparpotenzial erneut steigern [3]. Hier werden Umgebungs- und Verkehrsdaten mit z.B. Radar-, Laser- oder bildverarbeitenden Sensoren erfasst und dem ASM zur Verfügung gestellt. Abbildung 1 zeigt mögliche Integrations szenarien von Strecken-, Navigations- und Umweltsensordaten in das ASM von morgen.

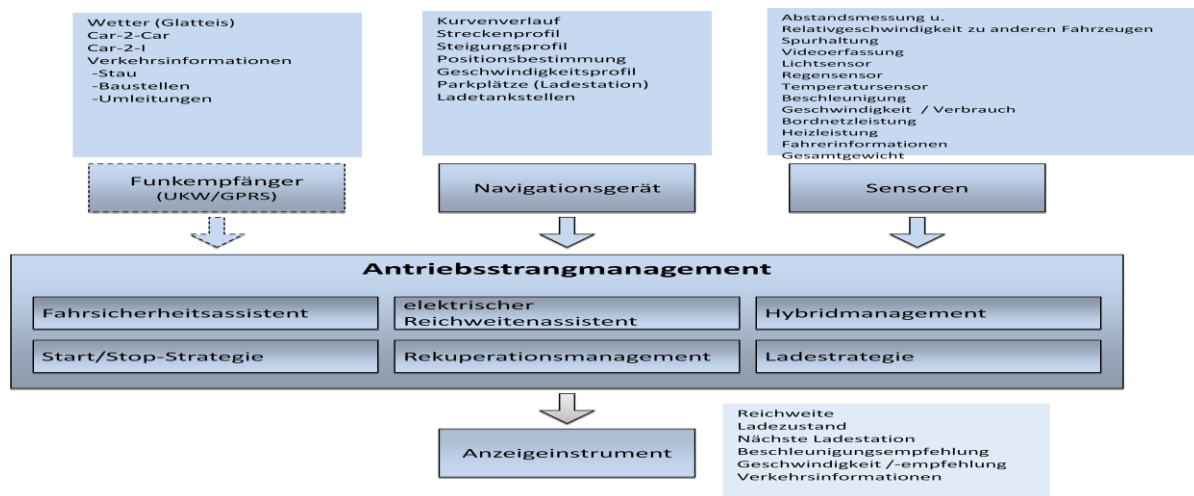


Abbildung 1: Integrationsmöglichkeiten von Strecken- und Navigationsdaten in das Antriebsstrangmanagement

Die Informationsquellen können in statische und dynamische Daten unterteilt werden [1]. Statische Streckeninformationen sind zeitinvariante Größen und können einer Digitalkarte entnommen werden. In Abb. 2 sind die Topologie des Streckenverlaufs (z.B. Kurvenradien, Steigungsverlauf und Kreuzungspunkte) und die dazugehörigen Streckenattribute, wie z.B. Straßenschilder, aus digitalen Straßenkarten der nächsten Generation aufgelistet. Dynamische Informationen können über Verkehrsinformationen, wie z.B. RDS/TMC Nachrichten (Radio Data System/Traffic Message Channel) und Car-2-Car-Kommunikation realisiert werden.

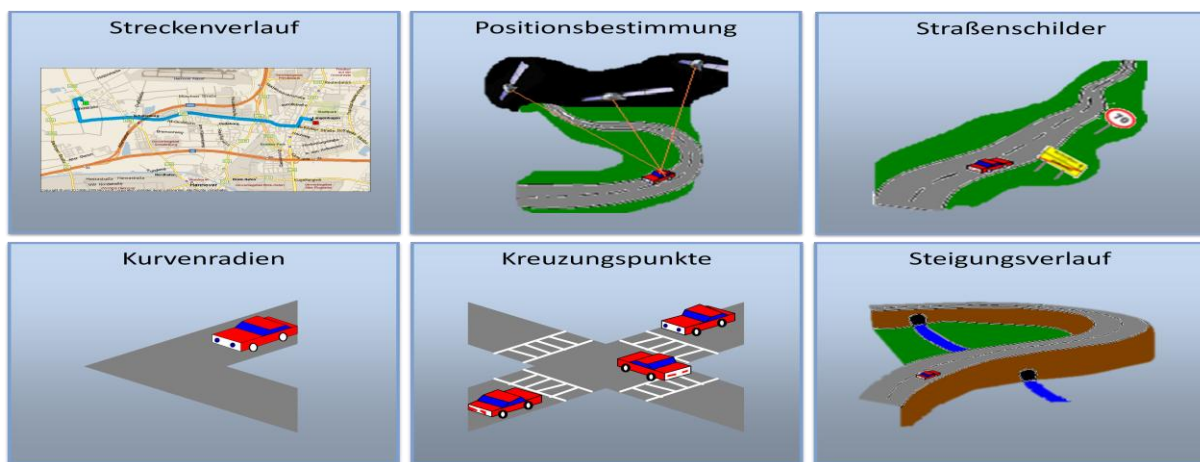


Abbildung 2: Informationen aus digitalen Straßenkarten der nächsten Generation

In der hier betrachteten Studie sollen jedoch nur statische Informationen aus digitalen Straßenkarten der zweiten Generation verwendet werden, die in naher Zukunft für ein vorausschauendes Antriebsstrangmanagement verfügbar sind.

2 Optimalsteuerungsproblem

Die betrachteten Anwendungsfälle von Elektro-Hybridfahrzeugen können als Optimalsteuerungsproblem mit festem Integrationsende t_e und mit festem Endzustand SOC_{t_e} der Form

$$\left\{ \begin{array}{l} \max_{\mathbf{u} \in \mathbb{R}^1} \left\{ J = h(SOC(t_e), t_e) + \int_{t_0}^{t_e} g(SOC(t), u(t), t) \cdot dt \right\} \\ SOC(t) = f(SOC(t), u(t), t) \\ SOC(t_0) = SOC(t_e) \\ SOC_{\min} \leq SOC \leq SOC_{\max} \\ u_{\min} \leq u \leq u_{\max} \\ u \in U \subset \mathbb{R}^1 \\ \forall t \in [t_0, t_e] \end{array} \right. \quad (1)$$

aufgefasst werden, wobei J das Kostenfunktional, SOC der Ladezustand der HV-Batterie, $g(SOC, u, t)$ die Bemessungsfunktion des Gesamtfahrzeugsystems, $h(SOC(t_e), t_e)$ die Endzustandsbewertung und $f(SOC, u, t)$ die Ladezustandsgleichung der HV-Batterie ist und $[SOC_{\min}, SOC_{\max}]$ die Ladezustandsbeschränkungen und $[u_{\min}, u_{\max}]$ die Stellgrößenbeschränkungen beschreiben. Zur Vereinfachung werden im weiteren Verlauf - wenn möglich - die Größen ohne zeitliche Abhängigkeiten dargestellt. Der Ladezustand kann relativ einfach durch die Batterieladezustandsgleichung [4]

$$SOC = SOC(t_0) + \int_{t_0}^{t_e} \eta \cdot \dot{SOC} \cdot dt \quad (2)$$

mit

$$\dot{SOC} = f(SOC, u) = \frac{100}{3600 \cdot Q_{Bat}} \cdot I_{Bat}(SOC, u) \quad (3)$$

und

$$I_{Bat}(SOC, u) = - \frac{U_0(SOC) - \sqrt{U_0^2(SOC) + 4 \cdot R_i(SOC) \cdot P_{Bat}(u)}}{2 \cdot R_i(SOC)} \quad (4)$$

$$P_{Bat}(u) = -u \cdot \omega_{Elm} \cdot \eta_{Elm}^k - P_{Bordnetz} \quad (5)$$

berechnet werden, wobei Q_{Bat} die Batteriekapazität in [Ah], U_0 die Leerlaufspannung in [V], R_i den ohmschen Innenwiderstand der Batterie in [Ohm], ω_{Elm} die Winkelgeschwindigkeit der EM in [rad/s], $P_{Bordnetz}$ die Leistung vom Bordnetzsystem und η den Lade- bzw. Entladewirkungsgrad beschreiben. η_{Elm} ist der Wirkungsgrad der EM mit

$$k = \begin{cases} 1, & \text{wenn } P_{Elm} < 0 \\ -1, & \text{wenn } P_{Elm} > 0 \end{cases} \quad (6)$$

wobei P_{Elm} die elektrische Leistung der EM ist. $u(t)$ ist der gesuchte Steuervektor.

Das Optimalsteuerungsproblem zeigt die Maximierung des Kostenfunktionals über die Zeit, wie es z.B. bei der Verbrauchsoptimierung im Abgaszyklus oder bei einer fest vorgegebenen Fahrtrajektorie der Fall ist [8] (siehe Beispiel "Intelligente Betriebsstrategie"). Es sind in der neueren Literatur zwei Verfahren sehr intensiv untersucht worden, um deterministische Optimalsteuerungsprobleme der obigen Form zu lösen. Das erste Verfahren ist bekannt unter dem Hamilton-Jacobi-Bellman-Verfahren, worauf die Dynamische Programmierung beruht

[5]. Das zweite Verfahren ist das Pontryaginsche Maximumprinzip (PMP) [6]. Es beruht auf der Theorie der Variationsrechnung und leitet für ein Optimalsteuerungsproblem die notwendigen Bedingungen ab. Beide Verfahren wurden an Optimierungsproblemstellungen im Bereich Antriebsstrangmanagement erfolgreich angewendet [7, 8] und können generell in zwei unterschiedliche Kategorien eingeteilt werden: den "direkten Verfahren" und den "indirekten Verfahren". Die Dynamische Programmierung gehört zu den direkten Verfahren, das Pontryaginsche Maximumprinzip zu den indirekten Verfahren. Beide Verfahren werden im Folgenden ohne mathematische Strenge kurz erläutert.

2.1 Dynamische Programmierung

Die dynamische Programmierung ist ein numerischer Algorithmus der erfolgreich eingesetzt werden kann, wenn das Optimierungsproblem aus vielen gleichartigen Teilproblemen besteht und eine optimale Lösung des Problems sich aus optimalen Lösungen der Teilprobleme zusammensetzt [5]. Es soll nun das Kostenfunktional von Gleichung 1 in diskreter Form

$$\min_{u_k \in \Pi} \left\{ J = h_N(SOC_N) + \sum_{k=0}^{N-1} g_k(SOC_k, u_k) \right\} \quad (7)$$

minimiert werden, wobei Π die Menge aller zulässiger Steuerfolgen ist. Basierend auf dem Prinzip der Optimalität [5] berechnet die Dynamische Programmierung rückwärtslaufend, ausgehend vom Endwert N

$$J_N(SOC_N) = h_N(SOC_N), \quad (8)$$

die rekursive Beziehung

$$J_k(SOC_k) = \min_{u_k \in U_k} \{g_k(SOC_k, u_k) + J_{k+1}(SOC_{k+1})\} \quad (9)$$

an jedem Knoten im diskretisierten Zustandsraum $SOC_{k+1} = f_k(SOC_k, u_k)$. Dabei werden die Restkosten J_{k+1} der zukünftigen Zeitstufe $k+1$ im Folgezustand der aktuellen Diskretisierung SOC_k berechnet. $g_k(SOC_k, u_k)$ ist der Bemessungswert zur Zeitstufe k .

2.2 Pontryaginsches Maximumsprinzip

Das Lösen des Kostenfunktionals (Gleichung 1) mit Hilfe der Variationsrechnung [5, 9, 10] führt zu den notwendigen Bedingungen die eine optimale Steuerung u^* erfüllen muss, um das Kostenfunktional zu maximieren. Die Hamilton-Funktion definieren wir als

$$H(t, SOC, u, \lambda) = g(t, SOC(t), u(t)) + \lambda(t)^T \cdot f(t, SOC(t), P_{Bat}(u(t))) \quad (10)$$

wobei $\lambda(t)$ der eindimensionale Vektor der adjungierten Variable oder Kozustand ist. Es sei $u^*(t)$ eine optimale Steuerung mit zugehörigem Zustand SOC . Dann existiert ein zugehöriger adjungierter Zustand $\lambda(t) \in \mathbb{R}^1$, stetig für alle $t \in [t_0, t_e]$, welcher das adjungierte Differentialgleichungssystem erfüllt, so dass gilt:

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{SOC} = H_\lambda = f \quad (11a) \\ \dot{\lambda} = -H_{SOC} \quad (11b) \\ H(t, SOC(t), u^*(t), \lambda(t)) = \max_{v \in U} H(t, SOC(t), v(t), \lambda(t)) \quad (11c) \\ \forall t \in [t_0, t_e] \\ SOC(t_0) = SOC_0 \quad (11d) \\ SOC(t_e) = SOC_e \quad (11e) \end{array} \right.$$

Die Gleichungen 11a und 11b werden als kanonische Gleichungen bezeichnet.

3 Intelligente Betriebsstrategie

Eine Betriebsstrategie ist nach unserer Definition "Intelligent", wenn die digitale Straßenkarte mit der aktuellen Positionsbestimmung des Fahrzeuges - und der Möglichkeit einen Prädiktionshorizont weit die Route auch ohne Routenvorgabe berechnen zu können -, die Streckenklassifikation in: Innerorts, Bundesstraße oder Autobahn einordnen kann und die Betriebsstrategie diese Informationen verwertet. Diese einfache online-Klassifizierung hilft der Betriebsstrategie eine geeignete Parametrierung für wechselnde Einsatzgebiete auszuwählen, welche in der Kalibrierungsphase offline optimiert wurden. Zur Offline-Optimierung dient der vereinfachte Wirkungsgrad η_{System} des Gesamtsystems

$$\eta_{System} = \left[1 + \frac{\eta_{Elm}(u) \cdot \eta_{Bat}(u) \cdot \bar{\eta}_{Entladen} - 1}{\left(\frac{M_{FW}}{u} + 1\right)} \right] \cdot \eta_{VKM}(M_{FW} - u), \quad (12)$$

wobei $\eta_{VKM}(M_{FW} - u)$ der Wirkungsgrad der Verbrennungskraftmaschine mit Lastpunkterhöhung u , M_{FW} das Fahrerwunschloment, $\bar{\eta}_{Entladen}$ der mittlere Entladewirkungsgrad beim elektrischen Fahren und η_{Bat} der Wirkungsgrad der HV-Batterie ist. Die Bemessungsfunktion g wird so gewählt, dass es dem gewichteten Gesamtwirkungsgrad des Systems und somit der Maximierung von J

$$J = \int_{t_0}^{t_e} g_{System} \cdot dt \quad (13)$$

einer Verbrauchsminimierung mit $g_{System} = \eta_{System} \cdot P_{FW} [Wh]$ entspricht.

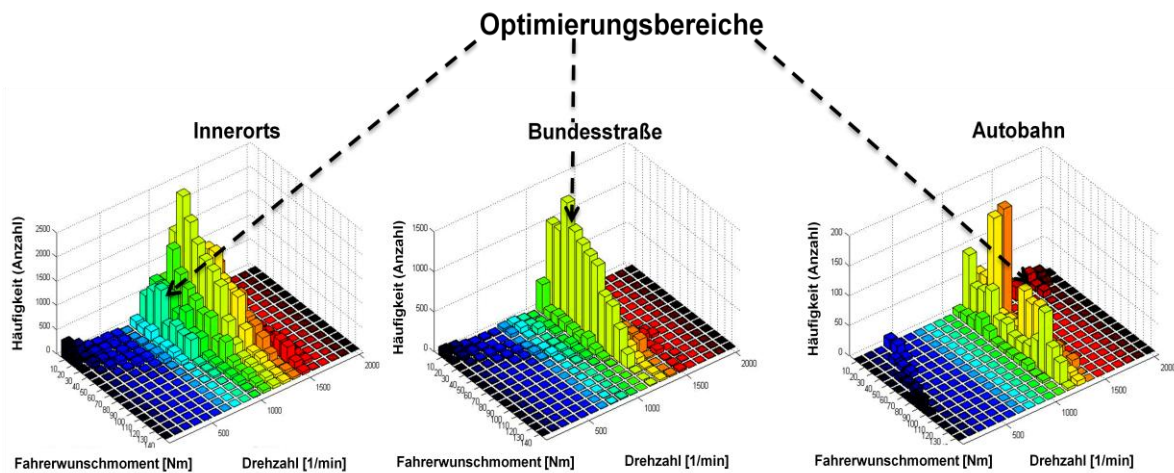


Abbildung 3: Häufigkeitsverteilung der Betriebspunkte der Betriebsstrategie, die gezielt für die einzelnen Streckenklassifikationen optimiert werden können

In Abb. 3 ist deutlich erkennbar das neben den eindeutig zuordenbaren Betriebsbereichen im niedrigen und hohen Drehzahlbereich auch Betriebsbereiche existieren - z.B. im Drehzahlband zwischen 1000 - 1500 1/min - die keine eindeutige Trennschärfe besitzen. Somit wäre eine Optimierung ohne Streckenklassifikation in diesem Betriebsbereich nur eine Kompromisslösung, die zu schlechteren Verbrauchswerten führen würde. Tabelle 1 listet die

erzielten Verbrauchsvorteile einer Betriebsstrategie mit Streckenklassifikation auf. Es ist bemerkenswert, dass der größte erreichte Verbrauchsvorteil bei der Optimierung der Lastkollektiven im Klassifikationsbereich "Bundesstraße" erzielt worden ist. Die Intelligente Betriebsstrategie senkt beim Erkennen der Streckenklassifikation "Bundesstraße" das SOC-Niveau ab, so dass bei einer längeren Rekuperationsphase (bei ca. 1020 - 1250 sec) mehr Energie zurückgewonnen werden kann.

	Verbrauchsvorteil [%]
Innerorts	11.8
Bundesstraße	14.2
Autobahn	0

Tabelle 1: Verbrauchsvorteil einer Intelligenten Betriebsstrategie gegenüber einer ohne Streckenklassifizierung

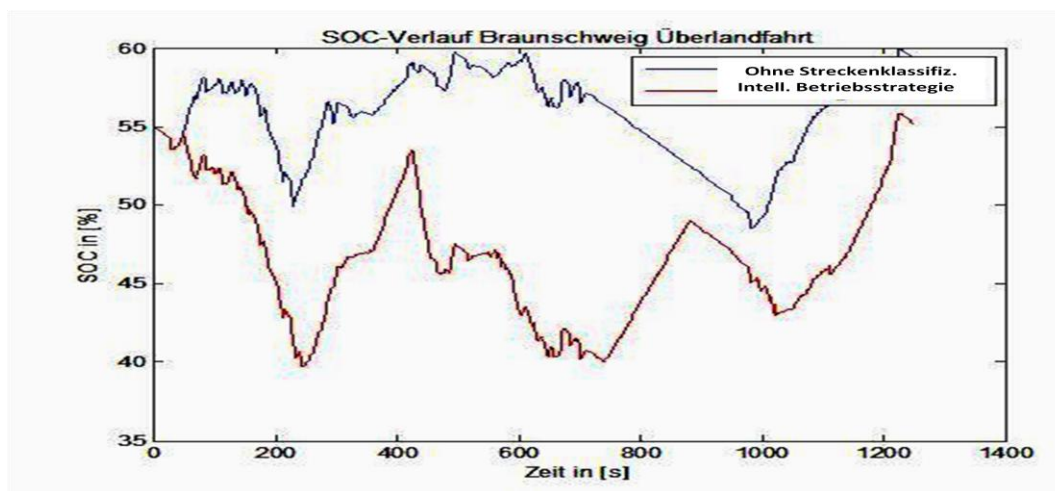


Abbildung 4: Vergleich zwischen den SOC-Verläufen bei Fahrt auf einer Bundesstraße mit "ohne Streckenklassifizierung" und "Intelligenter Betriebsstrategie"

Die Ergebnisse aus Tab. 1 drängen die Einführung einer Intelligenten Betriebsstrategie auf, deren Umsetzung schon mit der heutigen Technologie möglich ist.

4 Vorausschauende Betriebsstrategie

Eine Vorausschauende Betriebsstrategie ist die konsequente Weiterentwicklung der Intelligenten Betriebsstrategie mit zusätzlichen Informationen aus der digitalen Straßenkarte der nächsten Generation. Entsprechende Simulationsstudien und Feldversuche [1] haben gezeigt, dass eine Kraftstoffreduktion bei Verzögerungsvorgängen wie zum Beispiel einer Autobahnabfahrt oder Ortseinfahrt erreicht werden kann. Während ein durchschnittlicher Fahrer üblicherweise nicht einschätzen kann, ab wann ein energieoptimaler Verzögerungsvorgang beginnt, greift hier die vorausschauende Betriebsstrategie ein, um autonom mit den vorhandenen Assistenzsystemen (z.B. der Geschwindigkeitsregelanlage) das Fahrzeug möglichst energieoptimal zu verzögern. Dazu benötigt die Vorausschauende Betriebsstrategie die Fahrstrecke segmentiert in Bereiche mit gleichen gesetzlichen

Geschwindigkeitslimitierungen und gleichen Steigungen wie es in Abb. 5 exemplarisch dargestellt wird.

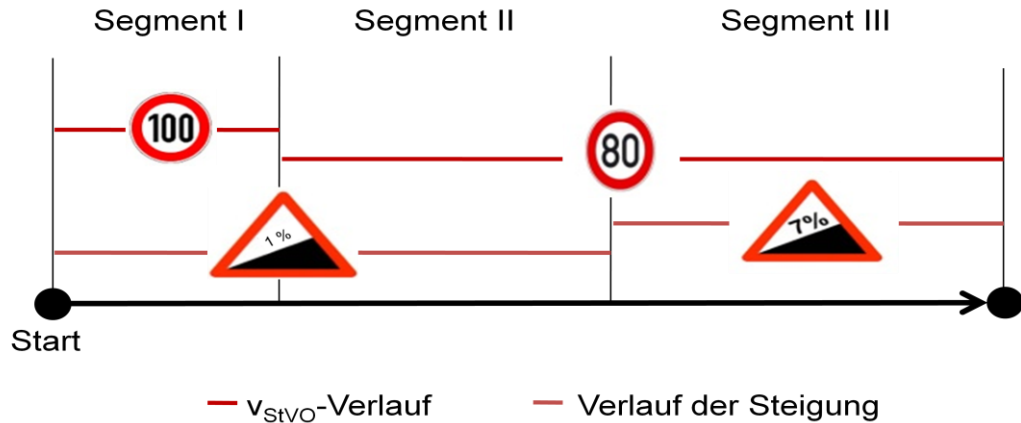


Abbildung 5: Segmentierung der Fahrstrecke in gleiche Geschwindigkeitslimitierungen mit gleichen Steigungen

Die aktuelle Position des Fahrzeugs wird mit den Streckensegmentierungen verglichen. Bevor sich die Geschwindigkeitslimitierung oder Steigung ändert, sendet das Vorausschausystem diese Information zur Betriebsstrategie, die das optimale Rekuperationsmoment u und somit den Zeitpunkt der Verzögerung bestimmt. Das Reaktionsprinzip des Vorausschausystems ist in Abb. 6 dargestellt.

Vorausschausystem sendet Änderung der Geschwindigkeitslimitierung in Entfernung X

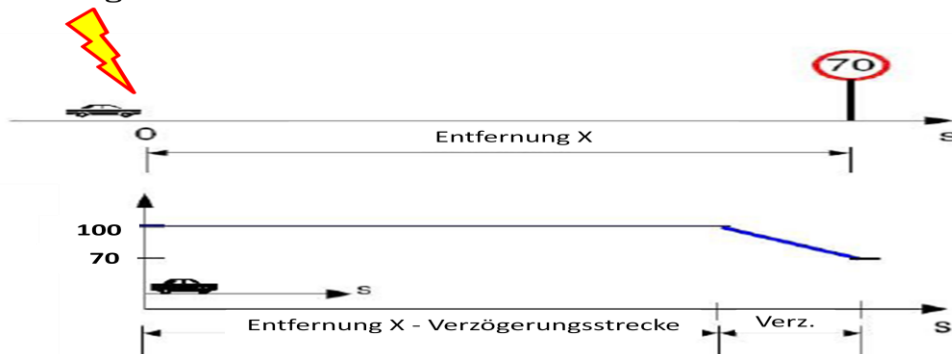


Abbildung 6: Prinzip der Mitteilung einer Änderung der Geschwindigkeitslimitierung

Das optimale Rekuperationsmoment u^* wird offline mit einem einfachen Iterationsverfahren berechnet, so dass der Rekuperationswirkungsgrad

$$\eta_{\text{Rek}} = \eta_{\text{Elm}}(u) \cdot \eta_{\text{Bat}}(u) \quad (14)$$

maximiert wird. Der optimale Rekuperationswirkungsgrad und das damit verbundene optimale Rekuperationsmoment u^* werden anschließend in einer Tabelle gespeichert und während der Fahrzeugsimulation in den Rekuperationsphasen ausgelesen. Mit dem optimalen Rekuperationsmoment u^* kann die Verzögerungszeit t_{Verz} und somit der Zeitpunkt der Verzögerung bestimmt werden. Eine Formulierung als Optimalsteuerungsproblem und somit die Erweiterung von (Gleichung 1) als hybride Form ist momentan in Untersuchung.

Es wurde ein 10 km langes Teilstück des Stuttgartzyklus (siehe Abb. 6) mit einem Parallelhybriden mit Parallel-Hybrid-Rekuperationsbremssystem und mit vorausschauender Betriebsstrategie simuliert und das Ergebnis in Tab. 2 zusammengefasst. In Abb. 7 ist ein Ausschnitt dieses Zyklus mit aktivem Vorausschausystem zu sehen, wobei es jede Änderung der Geschwindigkeitslimitierung immer 300 m prädiktiv sendet.

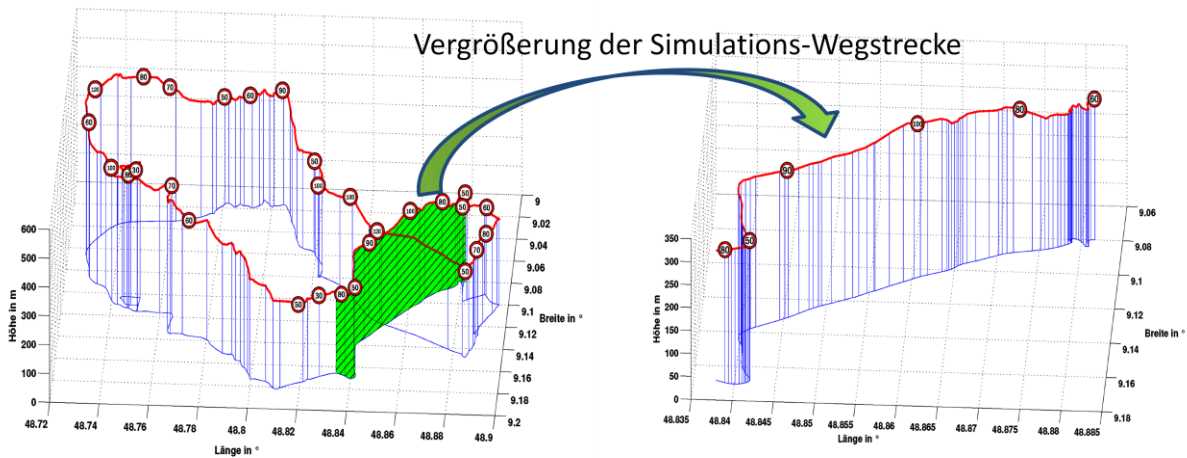


Abbildung 6: Stuttgartzyklus und 10 km lange Teilstrecke für die Simulation mit Höhenprofil und Geschwindigkeitslimitierungen

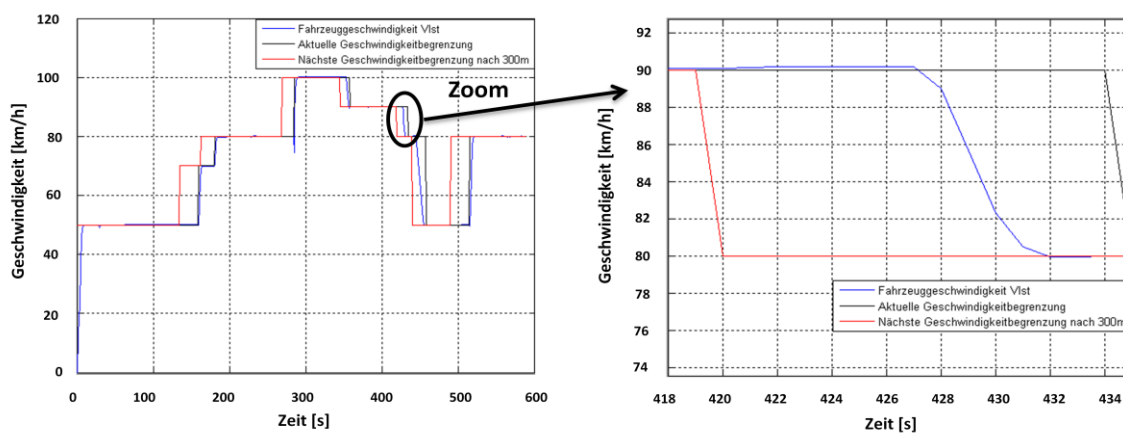


Abbildung 7: Geschwindigkeitsverlauf des Vorausschausystems mit Fahrzeugreaktion

	Verbrauchsvorteil [%]
Änderung der Geschwindigkeitslimitierungen	1.5
Änderung der Steigungen	1

Tabelle 2: Verbrauchsvorteil einer Betriebsstrategie mit Vorausschaumodell bei einem 10 km langen Teilstück des Stuttgartzyklus

Mit dieser recht komplexen Betriebsstrategie gewinnt man in den Rekuperationsphasen nochmal einen Verbrauchsvorteil von 1.5%.

5 Elektrisches Reichweitenmanagement

Die Vorsteuerung und Trajektorienplanung eines Reichweitenoptimierungsproblems kann erneut als optimales Steuerungsproblem aufgefasst werden, wobei hier das Kostenfunktional nicht über die Zeit, sondern über die Wegstrecke aufgespannt ist (Gleichung 15). Ein wesentlicher Unterschied zur Problemformulierung (Gleichung 1) ist der Zustandsendwert mit $SOC(s_0) \neq SOC(s_e)$.

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{u \in \mathbb{R}^1} \left\{ J = h(SOC(s_e), s_e) + \int_{s_0}^{s_e} g(SOC(s), u(s), s) \cdot ds \right\} \\ \frac{d(SOC)}{ds} = f(SOC(s), u(s), s) \\ SOC(s_0) = SOC_{s_0} \\ SOC(s_e) = SOC_{s_e} \\ SOC_{\min} \leq SOC \leq SOC_{\max} \\ u_{\min} \leq u \leq u_{\max} \\ u \in U \subset \mathbb{R}^1 \\ \forall s \in [s_0, s_e] \end{array} \right. \quad (15)$$

Auch hier ist das Integrationsende (Wegstrecke s_e) und der Zustandsendwert (SOC_{s_e}) fest.

Da jetzt das Optimalsteuerungsproblem von der Fahrstrecke abhängt, muss die SOC-Zustandsgleichung in den Streckenbereich mit

$$\frac{d(SOC)}{ds} = - \frac{100}{3600 \cdot Q_{Bat}} \frac{U_0(SOC) - \sqrt{U_0^2(SOC) + 4 \cdot R_i(SOC) \cdot P_{Bat}(s)}}{2 \cdot R_i(SOC) \cdot v} \quad (16)$$

transformiert werden, wobei v die aktuelle Fahrzeuggeschwindigkeit in $[m/s]$ ist. Das Ziel dieser Optimierung ist - unter Einhaltung der Straßenverkehrsordnung und mit aktuellem Batterieladezustand - die Begrenzungsgeschwindigkeiten zu optimieren, so dass die Reisezeit minimal wird unter der Randbedingung, dass eine minimale Energiereserve in der HV-Batterie nicht unterschritten wird. Dies entspricht einer Minimierung des Kostenfunktionals $J(u(s))$ und somit dem Lösen eines Minimum-Zeit-Problems parametrisiert über die Wegstrecke s , wobei $u(s)$ die Begrenzungsgeschwindigkeit darstellt. **Bemerkung:** Der Fahrer hat jederzeit noch die Kontrolle über das Fahrzeug und gibt dessen Geschwindigkeit vor, diese ist jedoch begrenzt durch die optimale Begrenzungsgeschwindigkeit $u(s)$. Um schnellstmöglich und zuverlässig das Reiseziel erreichen zu können, soll der SOC am Reiseziel ungefähr

$$h(SOC(s_e), s_e) \cong 14\% \quad (17)$$

sein. Damit kann die zur Verfügung stehende Energie in der Batterie bis auf eine definierte Reserve ausgenutzt werden. Die Funktion $g(u(s), \alpha(s), s) \cdot ds$ beschreibt die Reisezeit unter Einfluss der Begrenzungsgeschwindigkeit $u(s)$ und der Steigung $\alpha(s)$. Eine einfache Bewertung der Reisezeit $g(u(s), s) \cdot ds$ mit

$$g = \frac{1}{u(s)} \quad (18)$$

würde dazu führen, dass bei Steigungen schneller und in der Ebene langsamer gefahren werden würde, was einer nicht zeitoptimalen Steuerung entspräche. Dies zu verhindern wird ein exponentieller Bestrafungsterm der Form

offenbart, wie wertvoll ein elektrisches Reichweitenmanagement für Elektro-Hybridfahrzeuge sein kann.

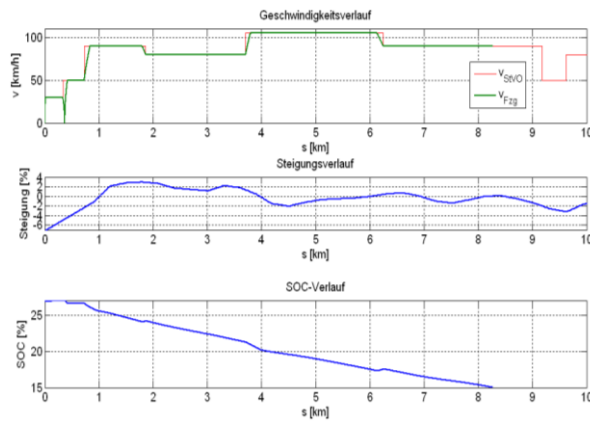


Abbildung 10: Fahrer mit normaler Fahrweise ohne Reichweitenassistent am gesetzlichen Geschwindigkeitslimit (Beschleunigungsbereich zwischen $a_{\min} = -1\text{ms}^{-2}$ und $a_{\max} = 2\text{ms}^{-2}$)

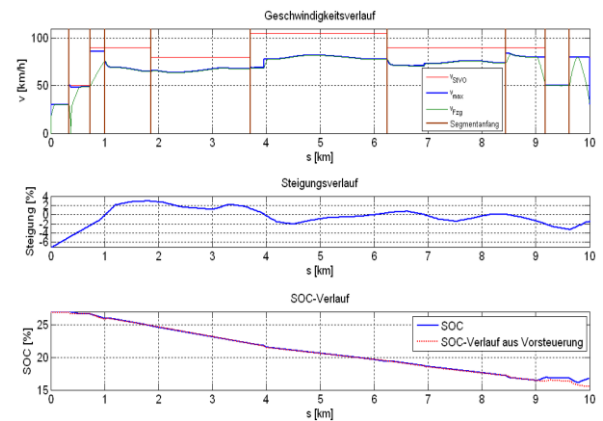


Abbildung 11: Fahrer mit aktivem Reichweitenassistent (Geschwindigkeit und Beschleunigung werden limitiert)

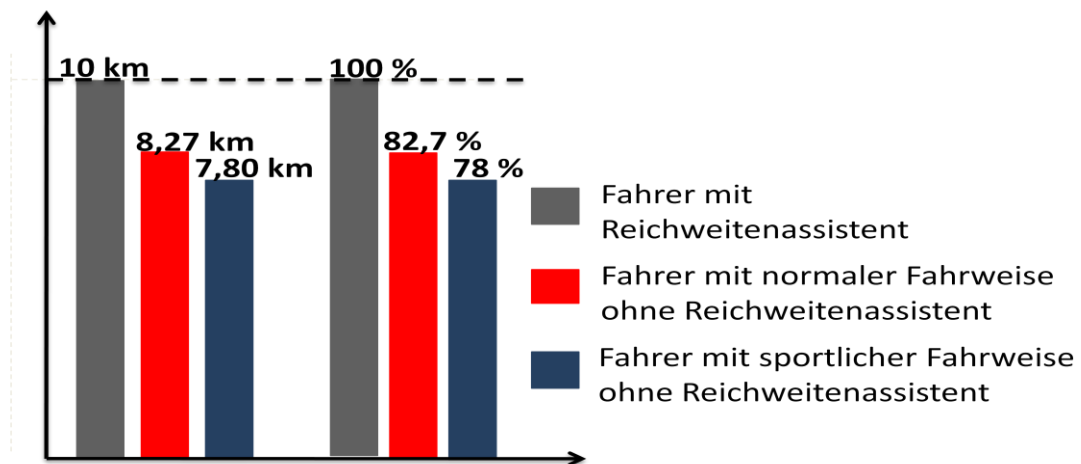


Abbildung 12: Elektrische Reichweitenverlängerung im 10 km langen Teilstück des Stuttgarterzyklus

6 Ausblick

Es ist zu vermuten, dass Hybridfahrzeuge mit einem "Vollregelbaren Hybrid-Bremssystem" [12] geringere Verbrauchsvorteile mit einem vorausschauenden Rekuperationsmanagement erzielen im Vergleich zu Systemen mit "Parallel-Hybrid-Bremse, wie Sie derzeit in vielen Hybridkonzepten eingesetzt werden. Die weiterentwickelten, vollregelbaren Hybrid-Rekuperationsbremsen sind in der Lage mehr kinetische Energie in elektrische Energie umzuwandeln und benötigen daher einen geringeren Regelungsbedarf auf Fahrzeugebene. Nichtsdestotrotz konnte der Einsatz von skalierbaren Strecken- und Navigationsinformationen in das Antriebsstrangmanagement von morgen vielversprechende Simulationsergebnisse aufzeigen. Diese gilt es nun mit Versuchsfahrzeugen in der Praxis unter Beweis zu stellen.

Literatur

- [1] Biermann, J-W.: *Vorausschauende Betriebsstrategie für Hybridfahrzeuge der Subkompaktklasse*, ATZelextronik, 06/2009 Jahrgang 4
- [2] Töpfler, F., et al.: *Hybridbetriebsstrategien mit elektronischem Horizont. Ein Gemeinschaftsprojekt der Daimler AG, der Volkswagen AG und dem ika*, 17. Aachener Kolloquium Fahrzeug- und Motorentechnik, 2008
- [3] Neunzig, D. und Benmimoun A.: *Potenziale der vorausschauenden Fahrerassistenz zur Reduktion des Kraftstoffverbrauchs*, 11. Aachener Kolloquium Fahrzeug- und Motorentechnik 11, 2002
- [4] Windarko, N. A. und Choi, J.: *SOC Estimation Based on OCV for NiMH Batteries Using an Improved Takacs Model*, Publikation, Verlag, 2010
- [5] Bellman, R.: *Dynamic Programming*, Dover Publications Inc., 2003
- [6] Pontrjagin, L. S.: *Mathematische Theorie optimaler Prozesse*, Dt. Verlag der Wissenschaft, Berlin, 1964
- [7] Liu, J. und Peng H.: *Control Optimization for a Power-Split Hybrid Vehicle*, in Proc. 2006 American Control Conf., Minneapolis, MN, pp. 466-471, 2006
- [8] Böhme, T.: *Anwendung des Pontryaginschen Maximumprinzips zur Verbrauchsreduzierung am Beispiel eines Parallel-Hybridfahrzeugs*, eingereicht für den 5. ASIM-Workshop, Wismar, 2011
- [9] Pinch, E. R.: *Optimal Control and the Calculus of Variation*, Oxford Univ. Press, Oxford, 1993
- [10] Kirk, D. E.: *Optimal Control Theory*, Dover Publications Inc., 1998
- [11] Graichen, K.: *Vorlesungsskript Optimierung*, TU Wien, WS 2009/2010
- [12] Ehsani. M., Gao, Y. und Emadi, A.: *Modern Electric, Hybrid Electric, and Fuel Cell Vehicles. Fundamentals, Theory, and Design*, Second Edition, CRC Press Taylor & Francis Group, 2010