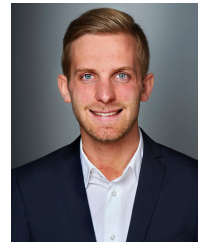
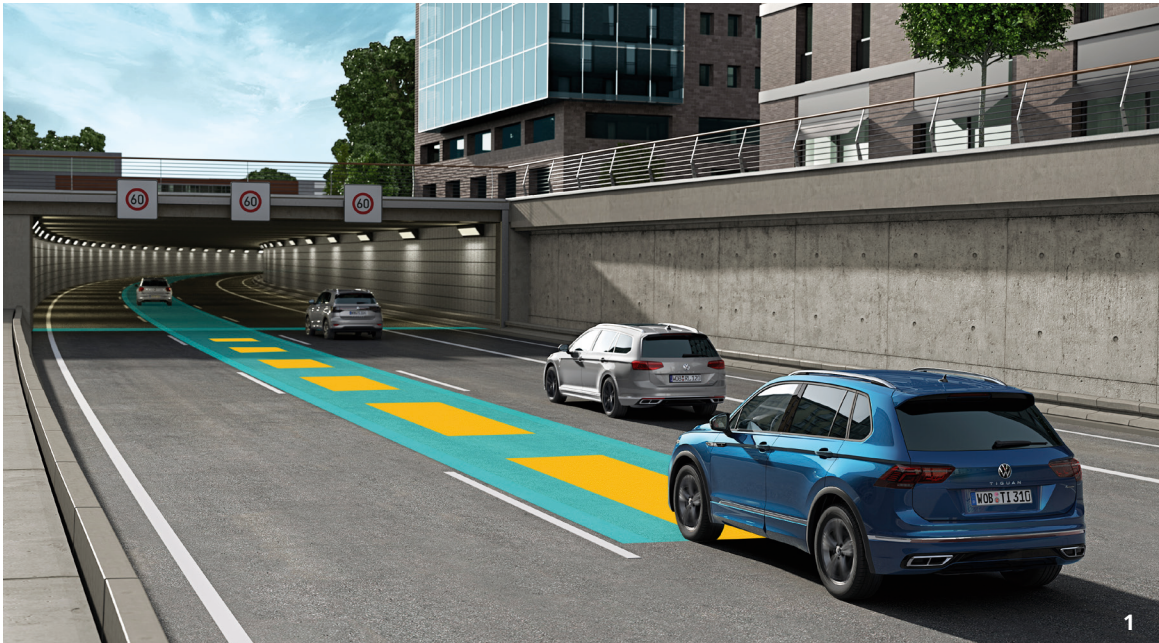


# Smart und Safe

## Künstliche Intelligenz im Bereich der Fahrerassistenzsysteme

CHRISTOPH OLBRICH, LAURA WITT, EVA-MARIA MÜNZBERG – Volkswagen AG, PROF. DR.-ING. DIRK ENGEL – HAW Hamburg



**Christoph Olbrich**

absolvierte an der HAW Hamburg sein Bachelor- und Masterstudium und ist seit 2023 als Doktorand bei der Volkswagen AG angestellt.



**Prof. Dr.-Ing. Dirk Engel**

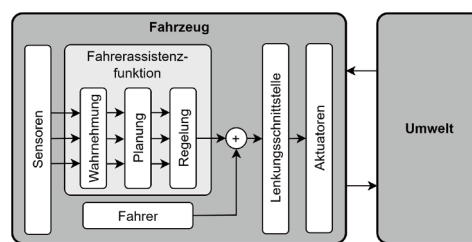
ist Professor für mechatronische System in der Fahrwerktechnik am Department Fahrzeugtechnik & Flugzeugbau an der HAW Hamburg.

» Fahrerassistenzsysteme sollen die Fahrzeugführenden bei ihrer Fahraufgabe unterstützen und den Fahrkomfort steigern. Klassische Level-2-Funktionen können in bestimmten Situationen die kombinierte Längs- und Querverführung des Fahrzeugs übernehmen. Diese Funktionen halten das Fahrzeug z.B. aktiv in der Spurmitte und regeln die gewünschte Fahrgeschwindigkeit sowie den Abstand zum vorausfahrenden Fahrzeug, wobei die Fahrzeugführenden jederzeit für die Überwachung verantwortlich bleiben.

**Teilaufgaben einer Fahrzeugführung.**

Die Interaktion eines Fahrzeugs mit seiner Umwelt sowie die zu lösenden Teilaufgaben zur Umsetzung einer lateralen Fahrzeugführung mittels einer Fahrerassistenzfunktion zeigt Bild 2. Für die Wahrnehmung der Umwelt werden Informationen verschiedener Sensoren im Fahrzeug wie Kameras, Ultraschall- oder Radarsensoren gesammelt. Ziel ist es, eine möglichst genaue Repräsentation der Fahrzeugumgebung zu generieren. Die Teilaufgabe Planung verarbeitet diese Sensordaten weiter und berechnet z. B. den Sollkurs des Fahrzeugs. Zur Ausführung der geplanten Aktionen und zur Bewertung des Systemverhaltens wird eine Regeleinrichtung verwendet, die auf Abweichungen zum Zielverhalten reagieren kann [1]. Im Anschluss

wird die Stellgröße des Reglers an die Lenkungsschnittstelle weitergegeben, die in der Folge den Lenkaktuator anspricht. Da es sich bei dieser Betrachtung um Level-2-Funktionen handelt, können die Fahrzeugführenden das System jederzeit durch einen Lenkeingriff überstimmen.



**Einsatz adaptiver Regler.**

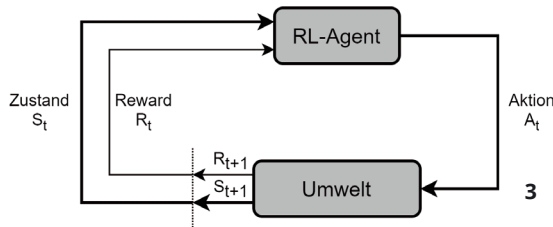
Klassische Level-2-Fahrerassistenzsysteme basieren häufig auf konventionellen Reglern, deren Parameter einmalig vor Fahrzeugauslieferung an die Kundinnen und Kunden appliziert werden. Dadurch sind die Möglichkeiten begrenzt, z. B. auf wechselnde Umwelteinflüsse oder unterschiedliche Fahrzeugausstattungen zu reagieren, die Einfluss auf das Reglerverhalten und folglich den Fahrkomfort nehmen können. In diesem Zusammenhang treten adaptive Regelverfahren in den Vordergrund, die es ermöglichen können, das Fahrerassistenzsystem an wechselnde

1 © VOLKSWAGEN 2023.  
2 Interaktion zwischen Fahrzeug und Umwelt (angelehnt an [2]).

System- oder Umweltzustände anzupassen. Eine Umsetzungsvariante bieten hier Methoden der künstlichen Intelligenz, die durch die steigende Verfügbarkeit von Daten immer mehr in den Fokus rücken.

**Reinforcement Learning als Teilgebiet der künstlichen Intelligenz.** Denkbar für die Umsetzung einer adaptiven Regelung ist der Einsatz der KI-Methode Reinforcement Learning (RL), deren Grundidee Bild 3 zeigt. Im Gegensatz zum klassischen Ansatz Supervised Learning, bei dem die Modellanpassung mit festen Trainingsdatensätzen durchgeführt wird, erfolgt das Lernen beim RL durch die Interaktion eines Agenten mit seiner Umwelt. Dieser wählt, basierend auf dem aktuellen Zustand, schrittweise eine Aktion aus und erhält eine Rückmeldung von der Umwelt in Form einer Belohnung (Reward). Ziel des Agenten ist es, die Belohnungswerte über die Zeit zu maximieren [3]. Mit dieser Methode ist ein unbegrenztes Lernen möglich, solange der Agent neue Zustände in seiner Umwelt erkundet.

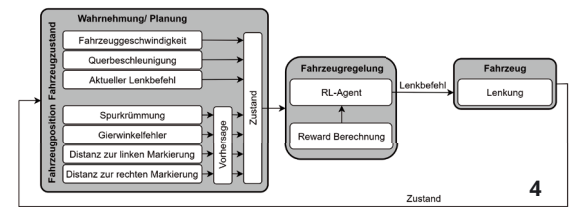
Mit RL sind verschiedene Vorgehensweisen denkbar, um einen konventionellen Regler zu optimieren oder gänzlich zu ersetzen. Im Folgenden werden zwei Ansätze erläutert.



**Umsetzung einer Lenkwinkelprädiktion mittels RL.** Der Ablauf einer Lenkwinkelprädiktion zur Umsetzung einer Spurmittenführung ist in Bild 4 dargestellt. Dieser bereits in einem realen Versuchsfahrzeug umgesetzte Ansatz verfolgt das vollständige Ersetzen des konventionellen Reglers durch einen RL-Agenten.

Im Bereich der Wahrnehmung und Planung werden ausschließlich fahrzeuginterne Signale verwendet, um den aktuellen Zustand zu beschreiben, der sich aus zwei Kategorien zusammensetzt. Der Fahrzeugzustand wird durch die Fahrzeuggeschwindigkeit, die Querbeschleunigung und den aktuellen Lenkbefehl beschrieben. Zur Ermittlung der Fahrzeugposition werden die Spurkrümmung, der Gierwinkelfehler und die Abstände zu den Fahrspurmarkierungen verwendet, die zusätzlich in einer Vorhersage vorverarbeitet werden.

Der resultierende Zustand wird an die Fahrzeugregelung übergeben, die durch einen RL-Agenten in Form eines künstlichen neuronalen Netzes übernommen wird. Der RL-Agent erhält in jedem Schritt den berechneten Rewardwert und wählt kontinuierlich eine Aktion bzw. einen Lenkbefehl aus. Ziel ist es, eine komfortable Spurmittenführung mit wenigen Lenkbewegungen sowie einer möglichst geringen Fahrzeugfehlausrichtung und Mittenabweichung zu erreichen. Um den aktuellen Rewardwert zu berechnen, werden die Kriterien Gierwinkelfehler, Mittenabweichung und Lenkwinkeländerung verwendet. Zuletzt wird der vom Agenten gewählte Lenkbefehl an die Lenkungsschnittstelle des Fahrzeugs weitergeleitet und der Folgezustand für den nächsten Berechnungsschritt zurückgeführt.



Um einen sicheren Startpunkt für die Versuche im Testfahrzeug zu erzeugen, wurde ein Vortraining des RL-Agenten mit einem festen Trainingsdatensatz durchgeführt. Dieser wurde mit einer konventionellen Fahrerassistenzfunktion aufgezeichnet. Er enthält die in Bild 4 dargestellten Zustände sowie die zugehörigen Lenkbefehle [2].

Auf dieser Grundlage wurden Versuchsfahrten auf einem Abschnitt der Autobahn 39 durchgeführt. Hierbei dienten die Ergebnisse des Vortrainings als Startpunkt für den Lernprozess des RL-Agenten. In Abhängigkeit von der Rewardfunktion und dem aktuellen Fahrzeugzustand wurden die Netzparameter des RL-Agenten in mehreren Trainingsfahrten adaptiert.

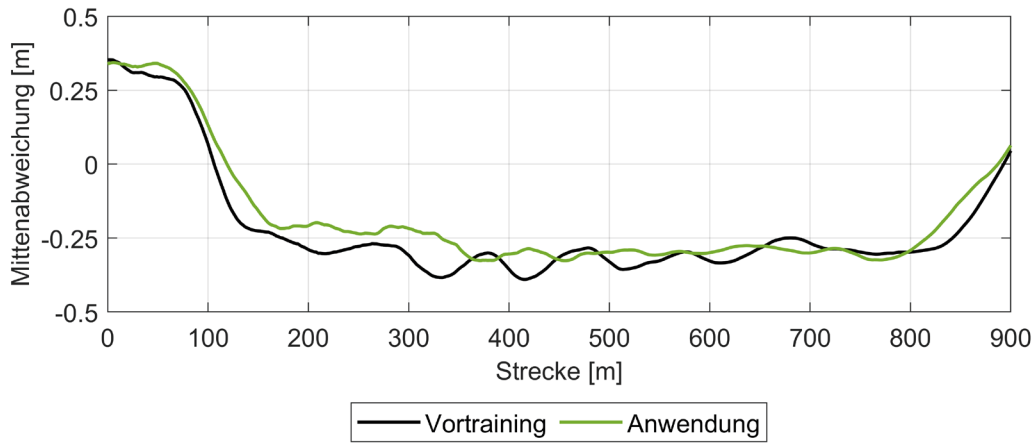
Ein beispielhaftes Versuchsergebnis einer Spurmittenabweichung bei Kurvendurchfahrt ist in Bild 5 dargestellt. Die schwarze Linie zeigt die Mittenabweichung, die mit den Parametern des Vortrainings ermittelt wurde. Die Spurmittenabweichungen nach dem Lernprozess sind in der grünen Linie („Anwendung“) dargestellt. Hierbei wurde nach mehreren Trainingsfahrten ein Parametersatz ausgewählt und fest appliziert. Es ist zu erkennen, dass die Mittenabweichung in der durchfahrenen Kurve geringere Werte als im Vortraining aufweist und demzufolge eine Verbesserung der Spurmittenführung sowie ein geringeres Pendeln des Fahrzeugs

3 Grundidee des Reinforcement Learning (angelehnt an [3]).

4 Lenkwinkelprädiktion mittels Reinforcement Learning (angelehnt an [2]).

erzielt werden konnten. Um das Fahrverhalten weiter zu verbessern, muss der Lernprozess an dieser Stelle fortgesetzt werden.

Ansatz in einem Versuchsfahrzeug auf seriennaher Hardware umgesetzt werden.



5

**Lernen von Reglerparametern mittels RL.**

Ein aktuell untersuchter Ansatz basiert auf der Erweiterung eines bestehenden konventionellen Reglers mit einem RL-Algorithmus. Die betrachtete Funktion ist wiederum eine Spurmittenführung. Ziel ist die Prädiktion der Reglerparameter mittels RL, um ein adaptives Reglerverhalten zu erreichen.

Das entwickelte Konzept ist in Bild 6 dargestellt. In der Wahrnehmung und Planung wird aus zuvor definierten Signalen der aktuelle Zustand ermittelt und an die Fahrzeugregelung übergeben. Der RL-Agent adaptiert in Abhängigkeit vom berechneten Reward und vom aktuellen Zustand kontinuierlich die Parameter eines konventionellen Reglers. Hierbei kann es sich z. B. um die Koeffizienten eines PID-Reglers handeln. Im Anschluss erfolgt die Ermittlung des Lenkbefehls durch den konventionellen Regler, der an die Lenkungsschnittstelle des Fahrzeugs weitergegeben wird. Nach der Rückführung des Folgezustands startet der nächste Berechnungsschritt.

Um das Potenzial der Adaption z. B. in Bezug auf das Fahrverhalten bzw. den Fahrkomfort zu überprüfen, soll auch der zweite

Zusätzlich könnte dieses Vorgehen einen Mehrwert für die Parameterapplikation in der Serienentwicklung darstellen, da die Reglerparameter häufig manuell und mit Expertenwissen angepasst werden.

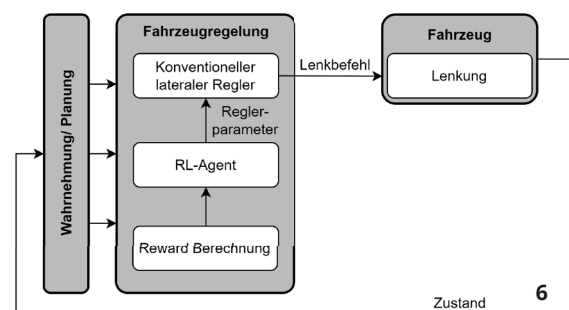
**Fazit und Ausblick.** Der Einsatz von künstlicher Intelligenz im Bereich von Fahrerassistenzsystemen bietet ein hohes Potenzial, konventionelle Regelverfahren zu optimieren oder deren Aufgabe vollständig zu übernehmen. Durch die Umsetzung adaptiver Regelungen wird es möglich, auf veränderliche System- und Umweltzustände zu reagieren und fahrzeugspezifische Applikationen zu implementieren.

**Literatur**

[1] Pendleton, Scott Drew; Andersen, Hans; Du, Xinxin; Shen, Xiaotong; Meghjani, Malika; Eng, You Hong; Rus, Daniela; Ang Jr., Marcelo H.: Perception, Planning, Control, and Coordination for Autonomous Vehicles. In: Machines 5 (2017), Nr. 1, S. 6–60. DOI: 10.3390/machines5010006

[2] Witt, Laura; Münning, Daniel; Oschlies, Hendrik; Schmidt, Stephan: Implementation of a lateral driver assistance using reinforcement learning. In: 31st Aachen Colloquium Sustainable Mobility 2022. Aachen: RWTH Aachen, 2022. – CD-ROM

[3] Sutton, Richard S.; Barto, Andrew: Reinforcement Learning: An Introduction. 2. Aufl. Cambridge, Mass.: The MIT Press, 2018



6

- 5 Mittenabweichung bei Kurvendurchfahrt [2].
- 6 Parameterapplikation mittels Reinforcement Learning.