Gefördert durch:

Bundesministerium
für Wirtschaft
und Klimaschutz

aufgrund eines Beschlusses
des Deutschen Bundestages

LUKAS

Lokales **U**mfeldmodell für das **K**ooperative, **A**utomatisierte Fahren in komplexen Verkehrs**S**ituationen

Ansätze zur Multiagentenplanung an Innerstädtischen Kreuzungen

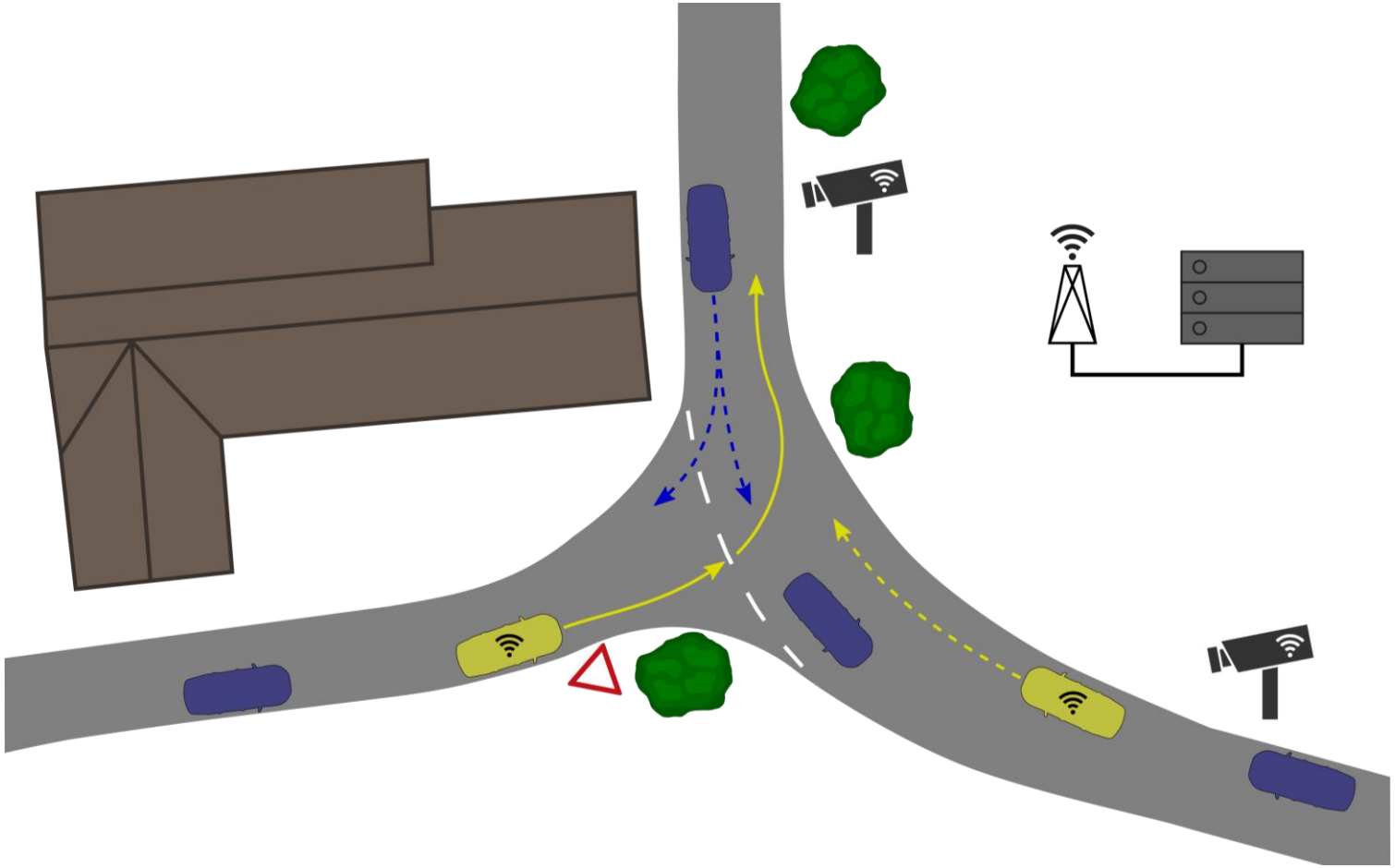
Max Mertens (Universität Ulm) & Marvin Klimke (Robert Bosch GmbH)

LUKAS Abschlusspräsentation, 21.09.2023, Ulm

© LUKAS, 2023. Alle Rechte vorbehalten, auch bzgl. jeder Verfügung, Verwertung, Reproduktion, Bearbeitung, Weitergabe sowie für den Fall von Schutzrechtsanmeldungen.

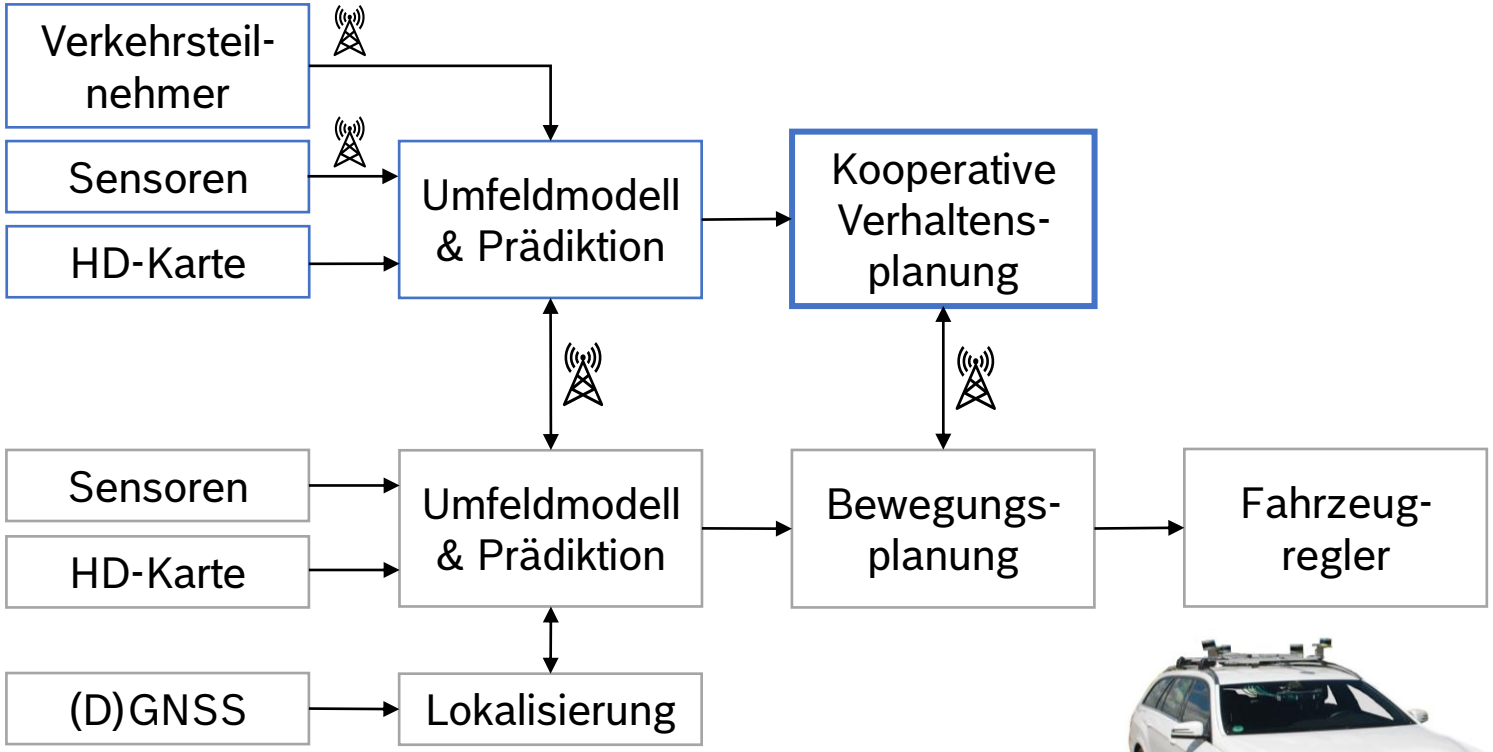
Einleitung
Motivation für Kooperative Manöverplanung

- Zentralisierte Multiagentenplanung
- Optimierung des Verkehrsflusses für sowohl **automatisierte** als auch **reguläre** Fahrzeuge
- Einsatz im Mischverkehr: Unsicherheiten im Verhalten regulärer Fahrzeuge wird berücksichtigt



© LUKAS, 2023. Alle Rechte vorbehalten, auch bzgl. jeder Verfügung, Verwertung, Reproduktion, Bearbeitung, Weitergabe sowie für den Fall von Schutzrechtsanmeldungen.

Einleitung
Systemüberblick



© LUKAS, 2023. Alle Rechte vorbehalten, auch bzgl. jeder Verfügung, Verwertung, Reproduktion, Bearbeitung, Weitergabe sowie für den Fall von Schutzrechtsanmeldungen.

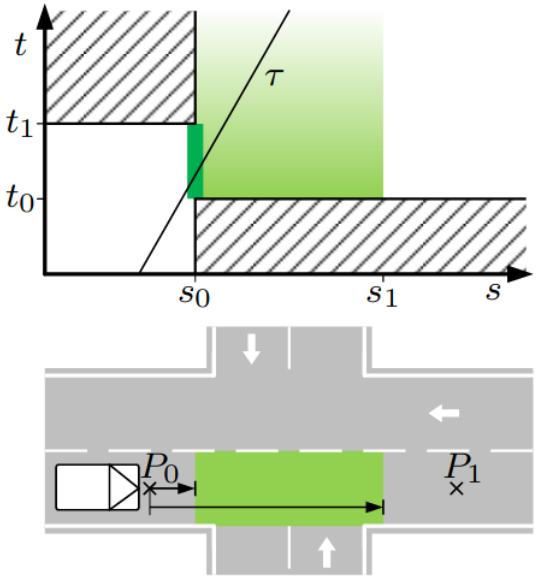
Ansätze zur Multiagentenplanung an Innerstädtischen Kreuzungen
Agenda

- Einleitung
- **Stand der Technik**
- Kooperative Planung im Mischverkehr
  - Übersicht über die Ansätze im Projekt LUKAS
  - Kooperative Planung mit Reinforcement Learning
  - Optimierungsbasierte Kooperative Planung
- Evaluation im Realverkehr
  - Aufbau des Kooperativen Manövers
  - Quantitative Auswertung des Effizienzgewinns
- Zusammenfassung

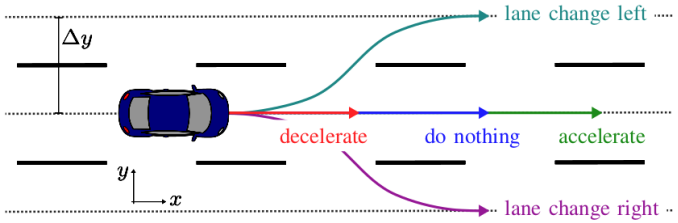
© LUKAS, 2023. Alle Rechte vorbehalten, auch bzgl. jeder Verfügung, Verwertung, Reproduktion, Bearbeitung, Weitergabe sowie für den Fall von Schutzrechtsanmeldungen.

Stand der Technik
Planung durch Heuristiken und Algorithmen

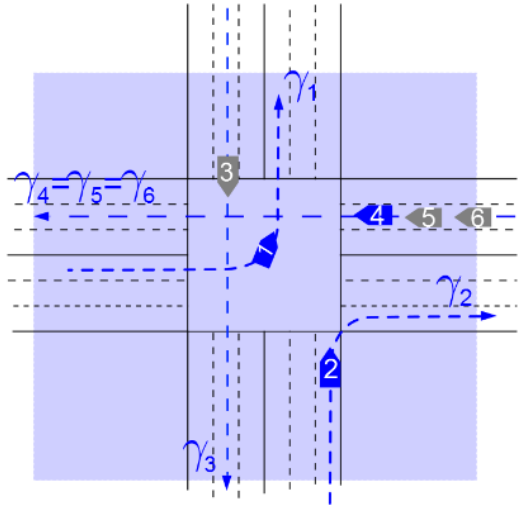
- Nichting et al., 2020
  - zentralisierte Reservierung von Orts- und Zeitintervallen
  - Heuristiken wie „first come, first served“ (FCFS)



- Kurzer et al., 2018
  - dezentraler Optimierungsalgorithmus auf Baumstruktur, z.B. Monte Carlo Tree Search
  - direkte Planung von ganzen Trajektorien



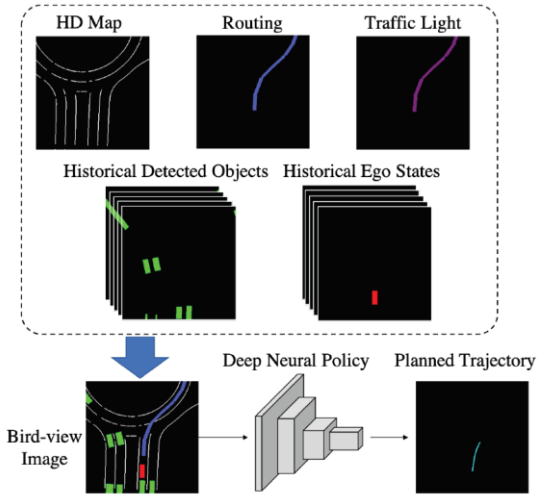
- Qian et al., 2014
  - Berücksichtigung von Mischverkehr
  - interne Repräsentation durch virtuelle Platoons



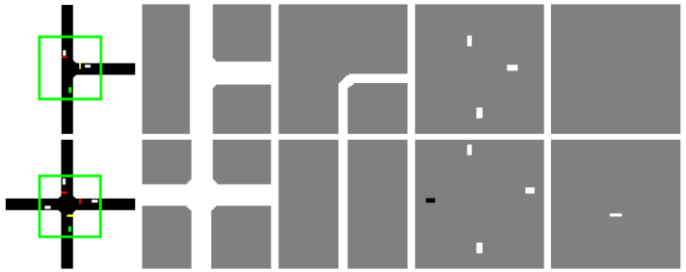
© LUKAS, 2023. Alle Rechte vorbehalten, auch bzgl. jeder Verfügung, Verwertung, Reproduktion, Bearbeitung, Weitergabe sowie für den Fall von Schutzrechtsanmeldungen.

Stand der Technik
Planung durch Maschinelles Lernen (ML)

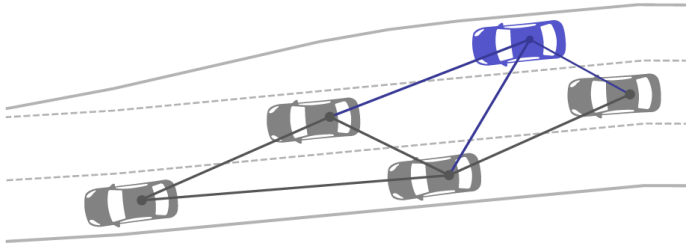
- Chen et al., 2019
  - Imitation Learning auf Expertentrajektorien
  - Encodierung von Kartendaten und Objektdetektionen in Rasterbildern



- Capasso et al., 2021
  - Reinforcement Learning-Agent lernt Vorfahrtsregeln
  - Simulation mit mehreren gesteuerten Teilnehmern
  - Keine Kooperation oder explizite Kommunikation



- Hart & Knoll, 2020
  - Verhaltensplanung durch Reinforcement Learning
  - Graph-basierte Abbildung des semantischen Umfelds
  - Verwendung von Graph Neural Networks (GNNs)



© LUKAS, 2023. Alle Rechte vorbehalten, auch bzgl. jeder Verfügung, Verwertung, Reproduktion, Bearbeitung, Weitergabe sowie für den Fall von Schutzrechtsanmeldungen.

Ansätze zur Multiagentenplanung an Innerstädtischen Kreuzungen
Agenda

- Einleitung
- Stand der Technik
- **Kooperative Planung im Mischverkehr**
  - Übersicht über die Ansätze im Projekt LUKAS
  - Kooperative Planung mit Reinforcement Learning
  - Optimierungsbasierte Kooperative Planung
- Evaluation im Realverkehr
  - Aufbau des Kooperativen Manövers
  - Quantitative Auswertung des Effizienzgewinns
- Zusammenfassung

© LUKAS, 2023. Alle Rechte vorbehalten, auch bzgl. jeder Verfügung, Verwertung, Reproduktion, Bearbeitung, Weitergabe sowie für den Fall von Schutzrechtsanmeldungen.

Kooperative Planung im Mischverkehr
Übersicht über die Ansätze im Projekt LUKAS

LUKAS

Optimierungsbasierter Ansatz [1]

- Probabilistische Prädiktion verschiedener Szenarioentwicklungen
- Akzeptanzwahrscheinlichkeiten gemäß Vorrangregeln und Lückengröße
- Suche nach der höchsten erwarteten Effizienz

Reinforcement Learning Ansatz [2]

- Verwendung von Reinforcement Learning aufgrund fehlender Trainingsdaten
- Graph-basierende Szenenrepräsentation verarbeitet durch ein Graph Neural Network
- Integration mit Bewegungsplanung [3]

Erweitertes First In – First Out

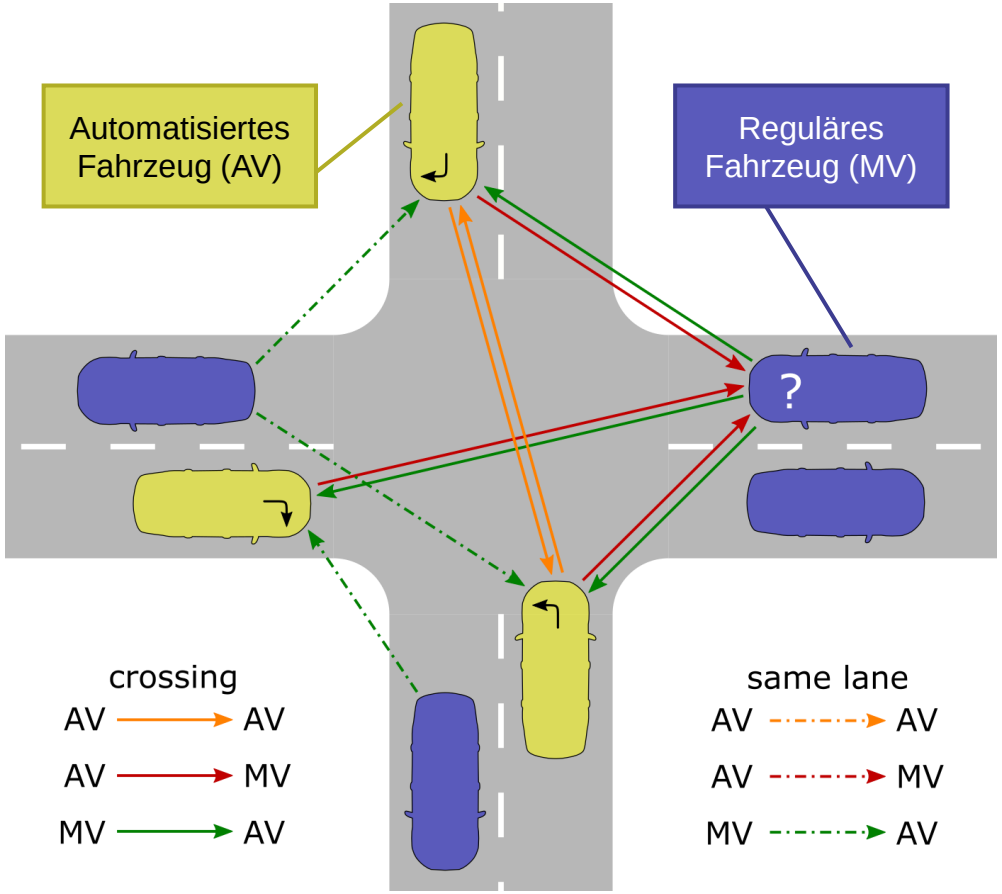
- Priorisierung von VAFs durch FIFO-Schema in Konfliktgruppen
- Vorrang regulärer Fahrzeuge wird als Randbedingung berücksichtigt

[1] M. B. Mertens, J. Müller, and M. Buchholz, “Cooperative Maneuver Planning for Mixed Traffic at Unsignalized Intersections Using Probabilistic Predictions,” in 2022 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2022.
[2] M. Klimke, B. Völz, and M. Buchholz, “Automatic Intersection Management in Mixed Traffic Using Reinforcement Learning and Graph Neural Networks,” in 2023 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2023.
[3] M. Klimke, B. Völz, and M. Buchholz, “Integration of Reinforcement Learning Based Behavior Planning With Sampling Based Motion Planning for Automated Driving,” in 2023 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2023.

© LUKAS, 2023. Alle Rechte vorbehalten, auch bzgl. jeder Verfügung, Verwertung, Reproduktion, Bearbeitung, Weitergabe sowie für den Fall von Schutzrechtsanmeldungen.

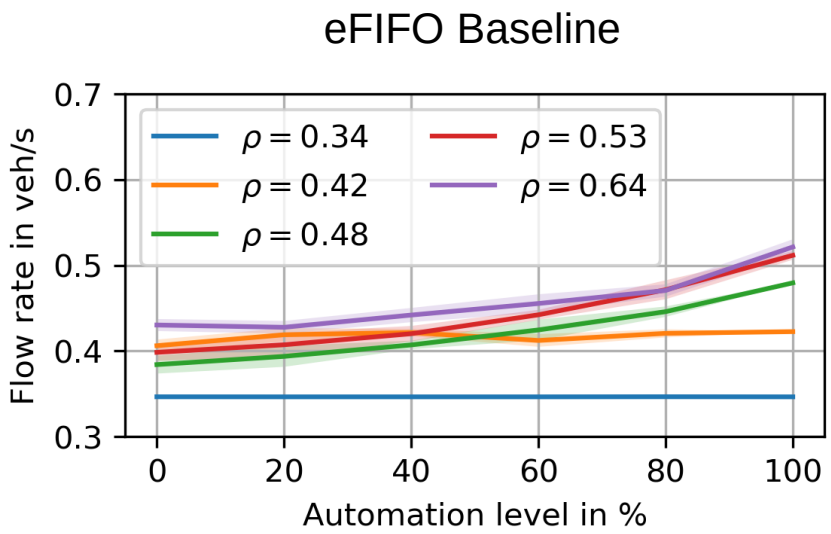
Kooperative Planung mit Reinforcement Learning
Graph-basierende Repräsentation für Mischverkehr

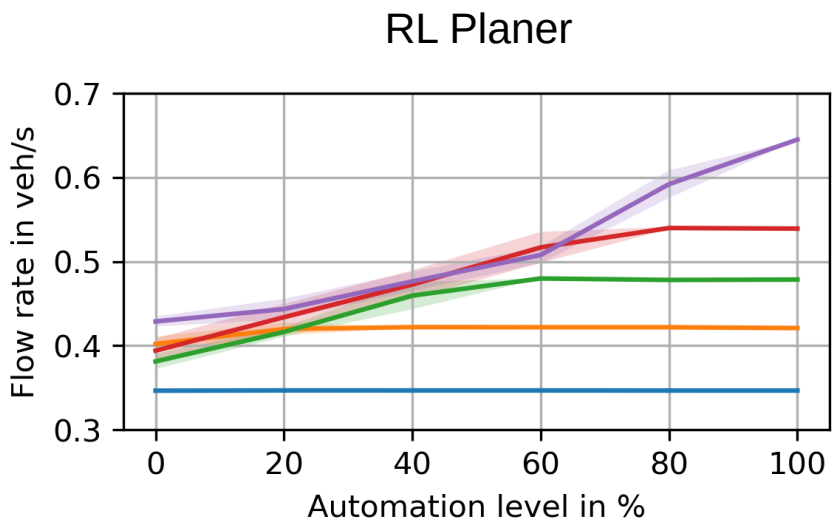
- Ein Graph-Knoten je Fahrzeug
  - „Automatisierungstyp“ des Fahrzeugs wird als Knoteneigenschaft hinterlegt
- Kanten bezeichnen Konfliktrelationen
  - Insgesamt sechs Kantentypen: Kartesisches Produkt von Automatisierungstyp der beteiligten Fahrzeuge und Konflikttyp
  - Im Falle unklarer Route werden alle potenziellen Konflikte abgebildet
- Ableitung einer gemeinsamen Aktion
  - Soll-Beschleunigungswert für jedes Fahrzeug in der Verkehrsszene



© LUKAS, 2023. Alle Rechte vorbehalten, auch bzgl. jeder Verfügung, Verwertung, Reproduktion, Bearbeitung, Weitergabe sowie für den Fall von Schutzrechtsanmeldungen.

Kooperative Planung mit Reinforcement Learning
Fahrzeugdurchsatz über Variierende Ausstattungsrate



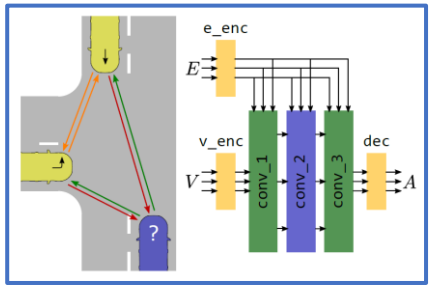


- Der Fahrzeugdurchsatz (Flow rate) steigt mit zunehmender Automatisierung
  - Bei Verwendung des eFIFO wird der Effekt erst bei hohen Ausstattungsraten deutlich
  - Der RL-Planer hebt deutlich mehr Potenzial unter hoher Verkehrsnachfrage (ρ in veh/s)

© LUKAS, 2023. Alle Rechte vorbehalten, auch bzgl. jeder Verfügung, Verwertung, Reproduktion, Bearbeitung, Weitergabe sowie für den Fall von Schutzrechtsanmeldungen.

Kooperative Planung mit Reinforcement Learning
Integration mit Fahrzeugseitiger Bewegungsplanung

Umfeldmodell



RL Policy

Algorithm 1 Derive MP objectives from initial EM state.

Input: Server-side EM $\mathcal{E}$, RL planning policy $\pi : \Omega \rightarrow A$.
Output: MP objective for each vehicle $\mathcal{O}_\nu$.

Initialisierung

```
sim ← initialize simulator
for all ν ∈ ℰ do
    sim.addVehicle(T_ν, v_ν, 𝒟_ν)
end for
```

Hauptschleife

```
repeat
    o ← sim.observe()
    a ← π(o) # select next action
    sim.step(a)
until all vehicles reached destination or timeout
```

Ausgabe

```
for all ν ∈ ℰ if c_ν is true do
    𝒪_ν ← sim.getObjective(ν)
end for
return all 𝒪_ν
```

Fahrzeug #1

Fahrzeug #2

...

Fahrzeug #N

© LUKAS, 2023. Alle Rechte vorbehalten, auch bzgl. jeder Verfügung, Verwertung, Reproduktion, Bearbeitung, Weitergabe sowie für den Fall von Schutzrechtsanmeldungen.

Kooperative Planung im Mischverkehr
Übersicht über die Ansätze im Projekt LUKAS

LUKAS

Optimierungsbasierter Ansatz [1]

- Probabilistische Prädiktion verschiedener Szenarioentwicklungen
- Akzeptanzwahrscheinlichkeiten gemäß Vorrangregeln und Lückengröße
- Suche nach der höchsten erwarteten Effizienz

Reinforcement Learning Ansatz [2]

- Verwendung von Reinforcement Learning aufgrund fehlender Trainingsdaten
- Graph-basierende Szenenrepräsentation verarbeitet durch ein Graph Neural Network
- Integration mit Bewegungsplanung [3]

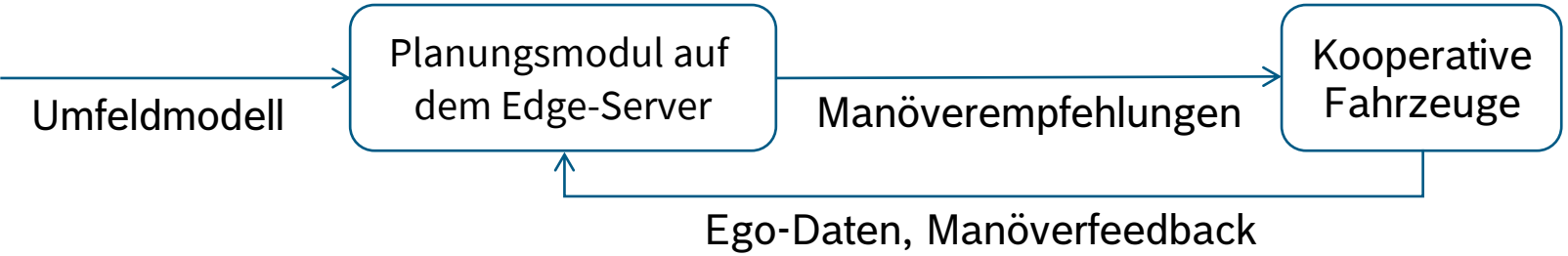
Erweitertes First In – First Out

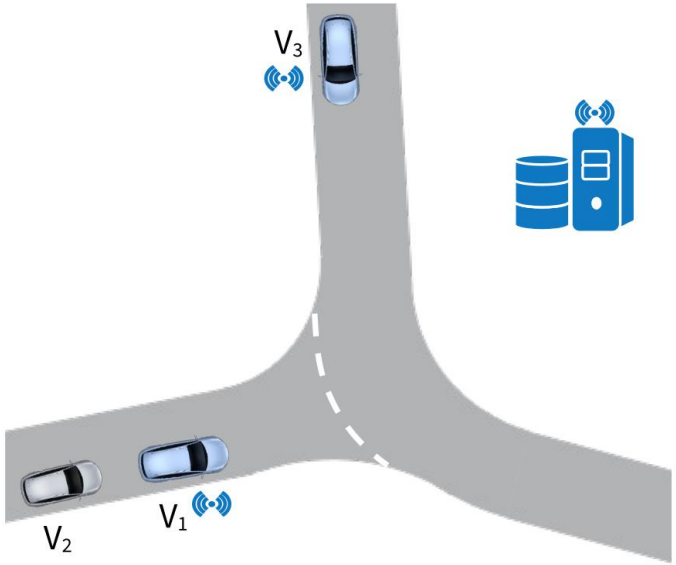
- Priorisierung von VAFs durch FIFO-Schema in Konfliktgruppen
- Vorrang regulärer Fahrzeuge wird als Randbedingung berücksichtigt

[1] M. B. Mertens, J. Müller, and M. Buchholz, “Cooperative Maneuver Planning for Mixed Traffic at Unsignalized Intersections Using Probabilistic Predictions,” in 2022 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2022.
[2] M. Klimke, B. Völz, and M. Buchholz, “Automatic Intersection Management in Mixed Traffic Using Reinforcement Learning and Graph Neural Networks,” in 2023 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2023.
[3] M. Klimke, B. Völz, and M. Buchholz, “Integration of Reinforcement Learning Based Behavior Planning With Sampling Based Motion Planning for Automated Driving,” in 2023 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2023.

© LUKAS, 2023. Alle Rechte vorbehalten, auch bzgl. jeder Verfügung, Verwertung, Reproduktion, Bearbeitung, Weitergabe sowie für den Fall von Schutzrechtsanmeldungen.

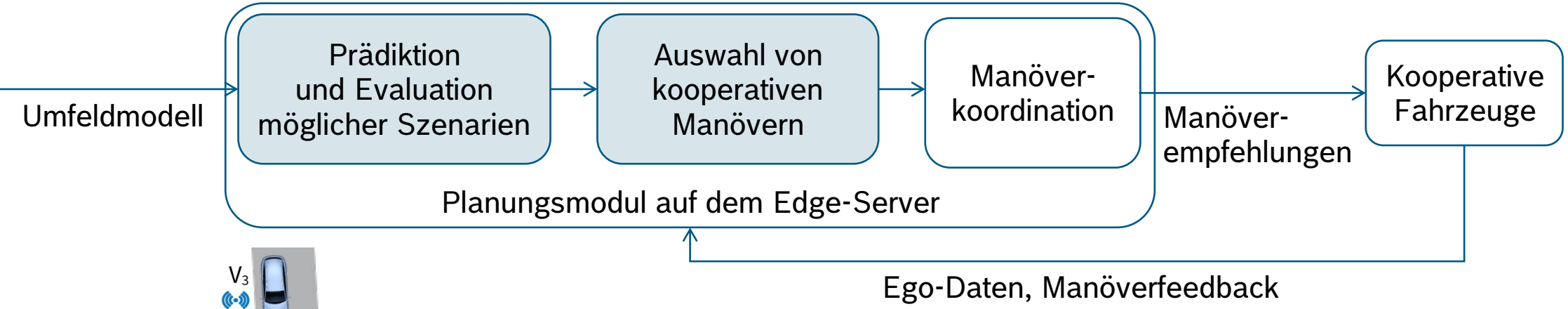
Optimierungsbasierte Kooperative Planung
Gesamtübersicht

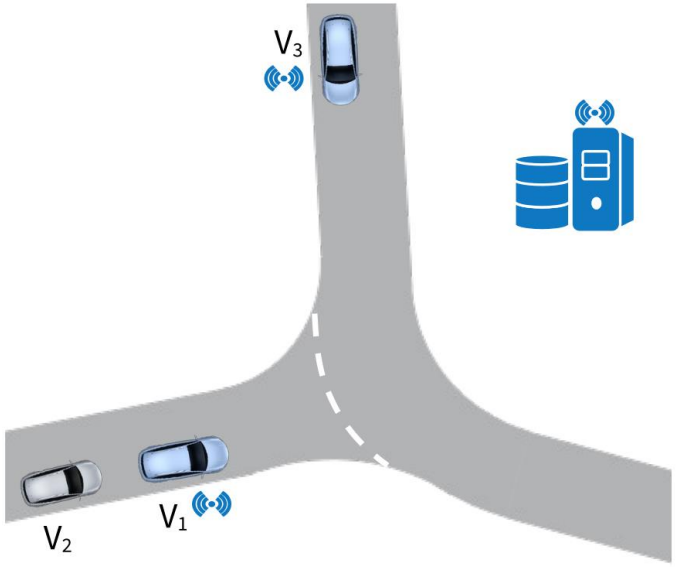




© LUKAS, 2023. Alle Rechte vorbehalten, auch bzgl. jeder Verfügung, Verwertung, Reproduktion, Bearbeitung, Weitergabe sowie für den Fall von Schutzrechtsanmeldungen.

Optimierungsbasierte Kooperative Planung
Gesamtübersicht

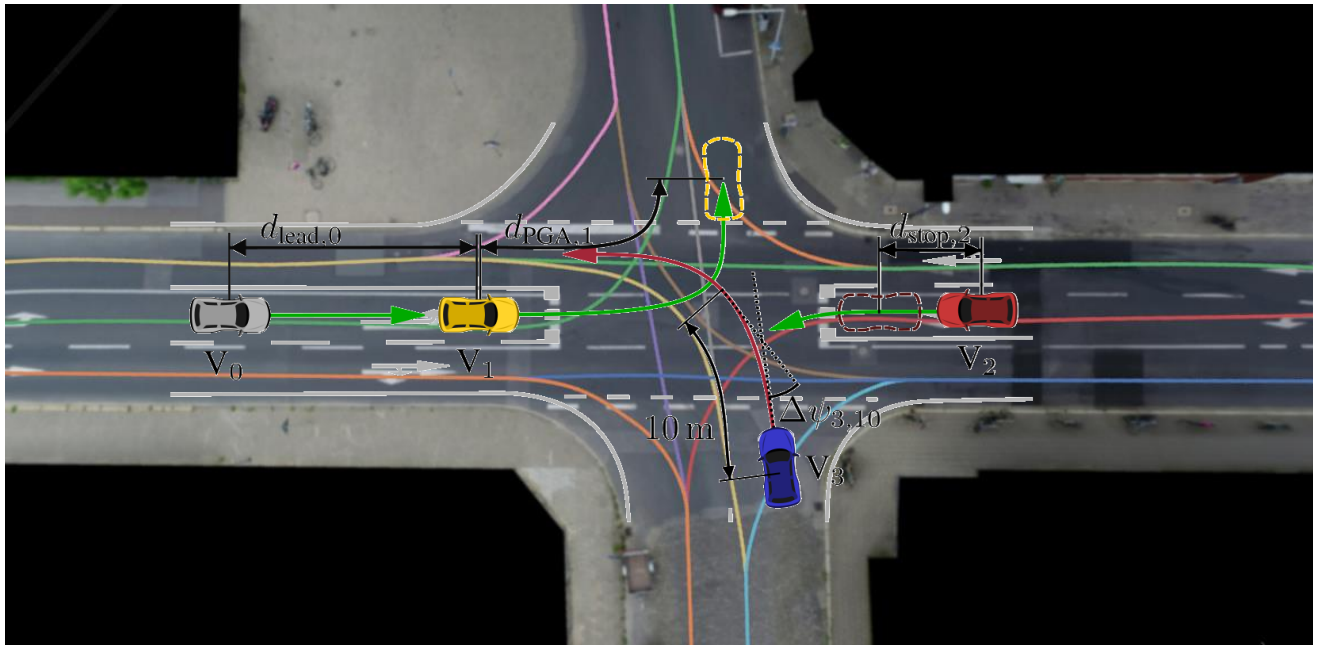


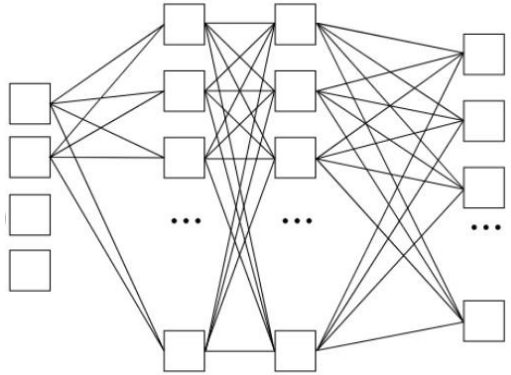


© LUKAS, 2023. Alle Rechte vorbehalten, auch bzgl. jeder Verfügung, Verwertung, Reproduktion, Bearbeitung, Weitergabe sowie für den Fall von Schutzrechtsanmeldungen.

Optimierungsbasierte Kooperative Planung
Fahrermodell aus Verkehrsdaten

- Spurgebundene Prädiktion der Szene für nächste 10s
- Klassisches heuristisches Fahrermodell: Intelligent Driver Model: $\dot{v}_\alpha = a^{(\alpha)} \left[1 - \left(\frac{v_\alpha}{v_0^{(\alpha)}} \right)^\delta - \left(\frac{s^*(v_\alpha, \Delta v_\alpha)}{s_\alpha} \right)^2 \right]$
- Stattdessen kleines neuronales Netzwerk (Multilayer-Perzeptron, MLP), auf inD-Datensatz trainiert



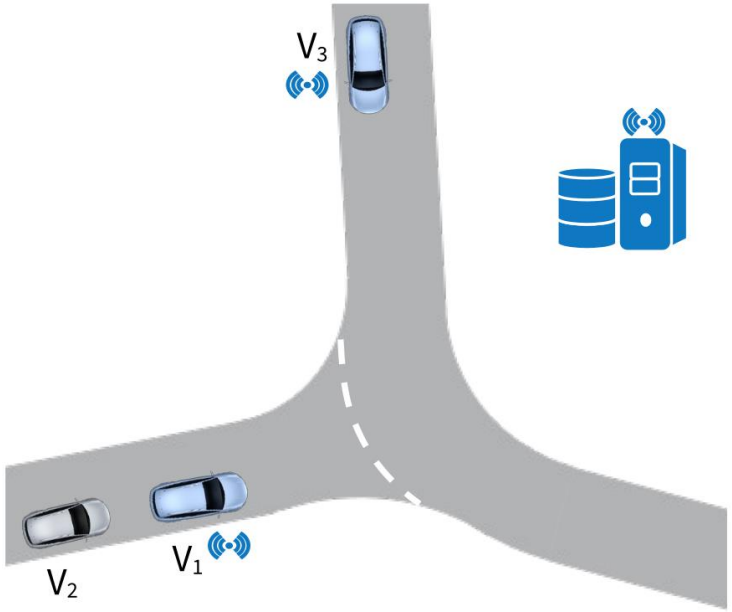


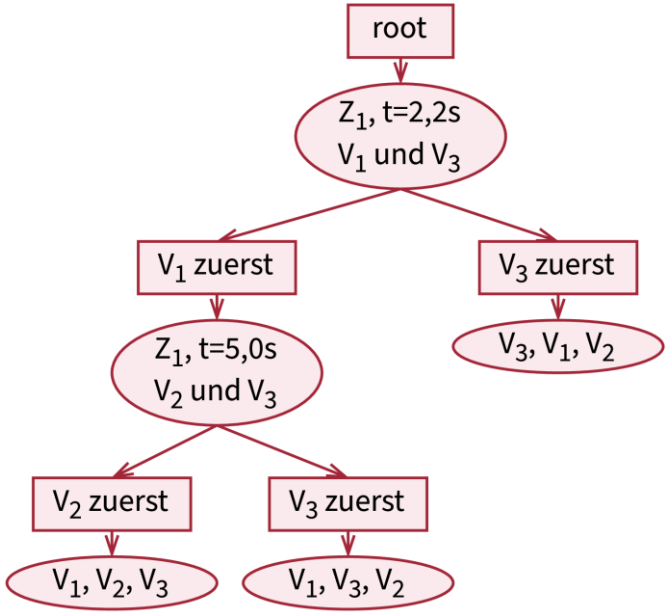
Drohnenaufnahmen aus Bock et al., 2020.

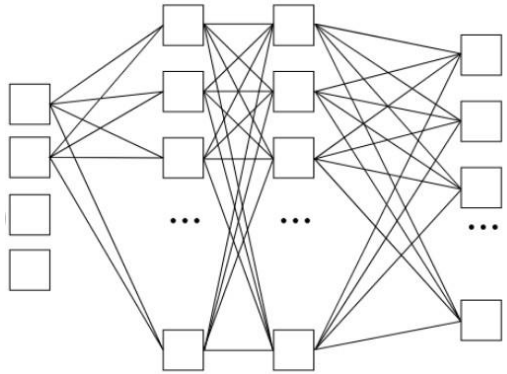
© LUKAS, 2023. Alle Rechte vorbehalten, auch bzgl. jeder Verfügung, Verwertung, Reproduktion, Bearbeitung, Weitergabe sowie für den Fall von Schutzrechtsanmeldungen.

Optimierungsbasierte Kooperative Planung
Probabilistische Verhaltensprädiktion

- Verschiedene Abläufe möglich: Darstellung als Baum, Abzweigungen bei konkurrierenden Fahrzeugen, chronologisch sortiert nach Zeitpunkt der Entscheidung
- Wahrscheinlichkeit für Vorfahrt abhängig von u.a. Vorrang und Lückengröße
- Weiteres kleines neuronales Netzwerk (MLP) für Vorfahrtsentscheidung, auf inD-Datensatz trainiert



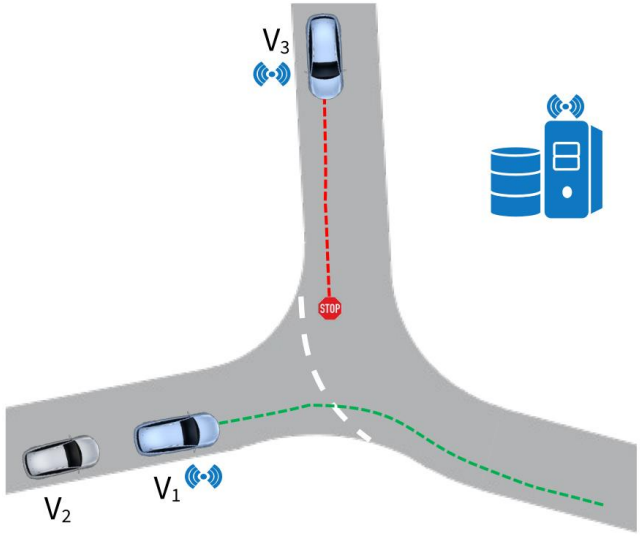


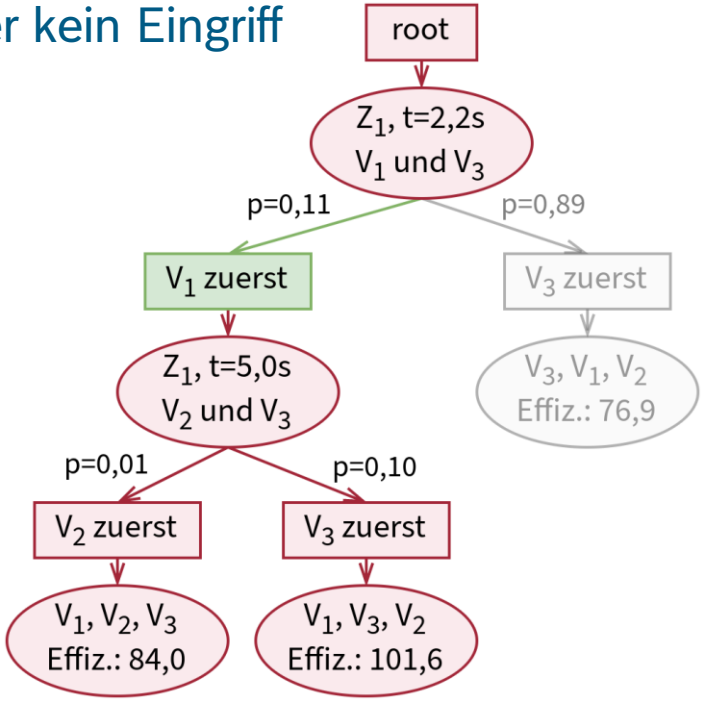


© LUKAS, 2023. Alle Rechte vorbehalten, auch bzgl. jeder Verfügung, Verwertung, Reproduktion, Bearbeitung, Weitergabe sowie für den Fall von Schutzrechtsanmeldungen.

Optimierungsbasierte Kooperative Planung
Manöverauswahl

- Effizienzmetrik für Szenarien: u.a. Zeitverlust durch Interaktion: $\mathrm{L}(\mathcal{S}, \mathrm{V}) := \int_{t}^{t+T_{hor}} 1 - \frac{v_{\mathcal{S},i}(\tau)}{v_{max}(\mathbf{x}_{\mathcal{S},i}(\tau))} \, d\tau$
- Eintragung der Wahrscheinlichkeit und Effizienz im Entscheidungsbaum
- Manöver: Priorisierung zwischen je zwei kooperativen Fahrzeugen, jeweils 3 mögliche Zustände: Fahrzeug 1 oder 2 priorisiert, oder kein Eingriff
- Optimierung des Erwartungswerts der Effizienz durch Manöver

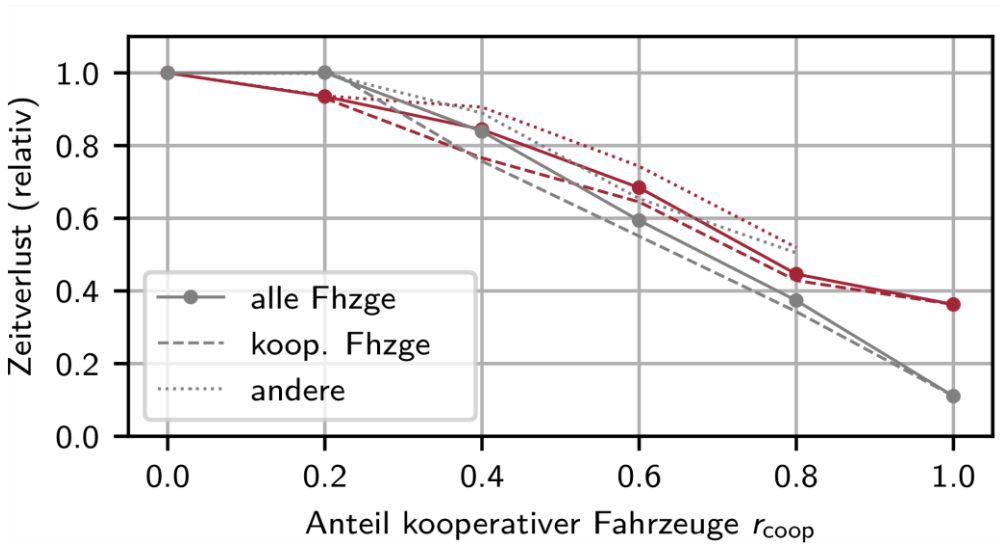


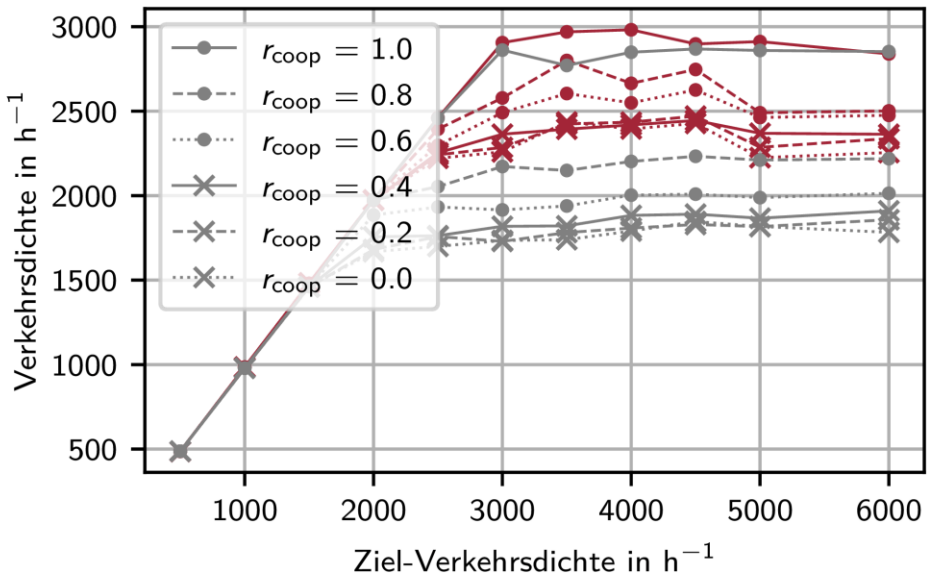


© LUKAS, 2023. Alle Rechte vorbehalten, auch bzgl. jeder Verfügung, Verwertung, Reproduktion, Bearbeitung, Weitergabe sowie für den Fall von Schutzrechtsanmeldungen.

Optimierungsbasierte Kooperative Planung
Simulative Ergebnisse

- Simulative Auswertung an zwei Kreuzungen (grau: Ulm-Lehr, rot: Aachen)
- Bis zu 88 % weniger Zeitverlust und 60 % höhere Verkehrsdichte bei 100 % kooperativen Fahrzeugen
- Nicht vernetzte Fahrzeuge werden nicht benachteiligt und profitieren ebenfalls





© LUKAS, 2023. Alle Rechte vorbehalten, auch bzgl. jeder Verfügung, Verwertung, Reproduktion, Bearbeitung, Weitergabe sowie für den Fall von Schutzrechtsanmeldungen.

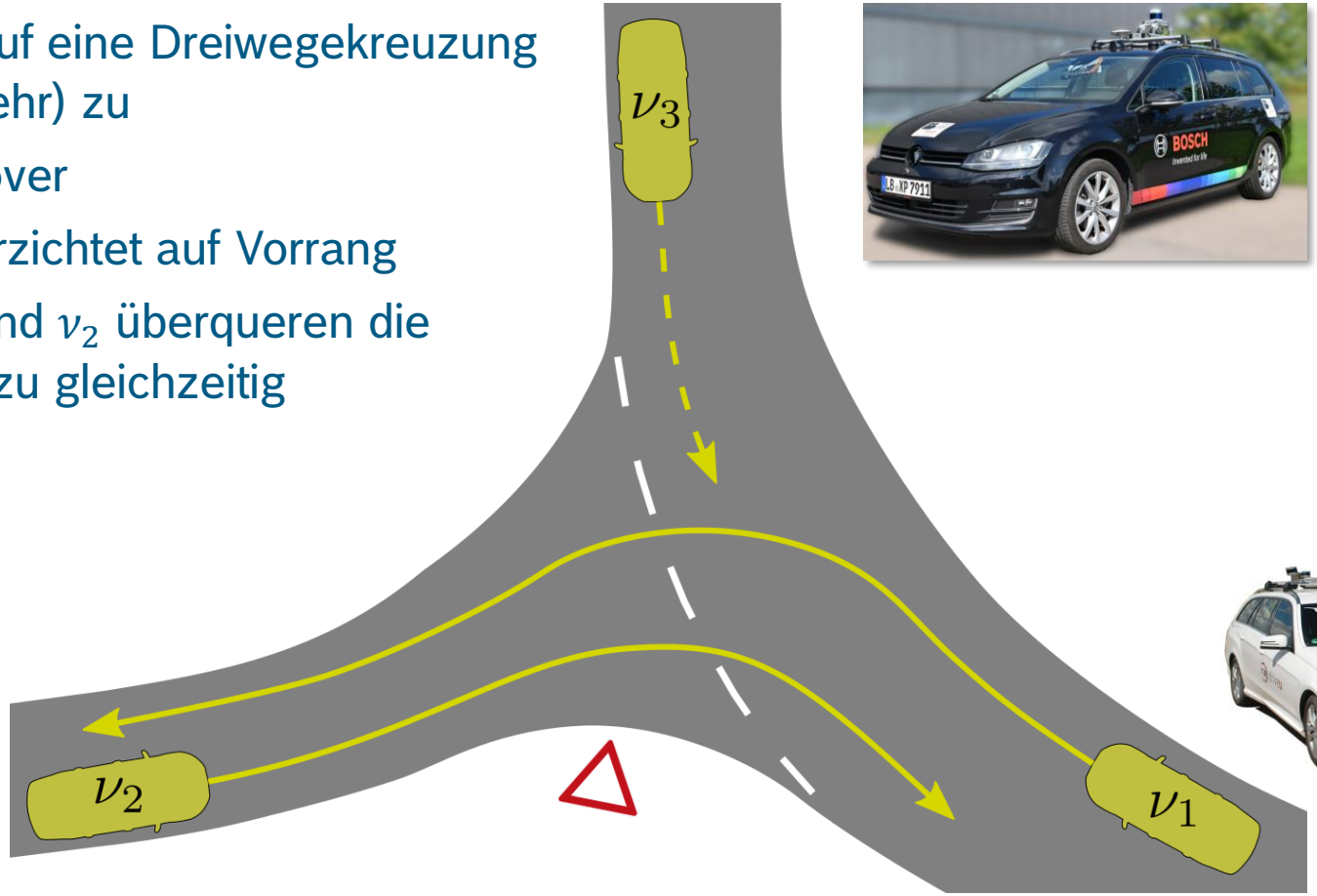
Ansätze zur Multiagentenplanung an Innerstädtischen Kreuzungen
Agenda

- Einleitung
- Stand der Technik
- Kooperative Planung im Mischverkehr
  - Übersicht über die Ansätze im Projekt LUKAS
  - Kooperative Planung mit Reinforcement Learning
  - Optimierungsbasierte Kooperative Planung
- **Evaluation im Realverkehr**
  - Aufbau des Kooperativen Manövers
  - Quantitative Auswertung des Effizienzgewinns
- Zusammenfassung

© LUKAS, 2023. Alle Rechte vorbehalten, auch bzgl. jeder Verfügung, Verwertung, Reproduktion, Bearbeitung, Weitergabe sowie für den Fall von Schutzrechtsanmeldungen.

Evaluation im Realverkehr
Aufbau des Kooperativen Manövers

- Drei VAFs fahren auf eine Dreiwegekreuzung (Pilotanlage Ulm-Lehr) zu
- Kooperatives Manöver
  - Fahrzeug v_3 verzichtet auf Vorrang
  - Fahrzeuge v_1 und v_2 überqueren die Kreuzung nahezu gleichzeitig

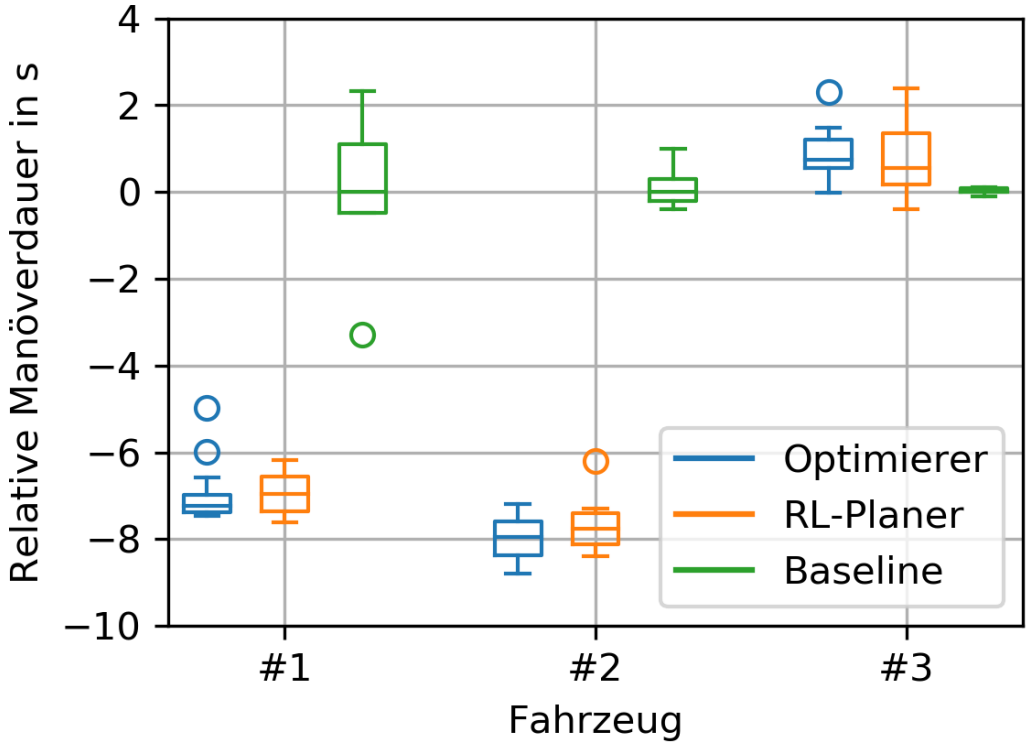


© LUKAS, 2023. Alle Rechte vorbehalten, auch bzgl. jeder Verfügung, Verwertung, Reproduktion, Bearbeitung, Weitergabe sowie für den Fall von Schutzrechtsanmeldungen.

Evaluation im Realverkehr
Quantitative Auswertung des Effizienzgewinns

- Metrik: Dauer der Manöverdurchführung relativ zur Baseline (Fahren nach Vorrangregeln)

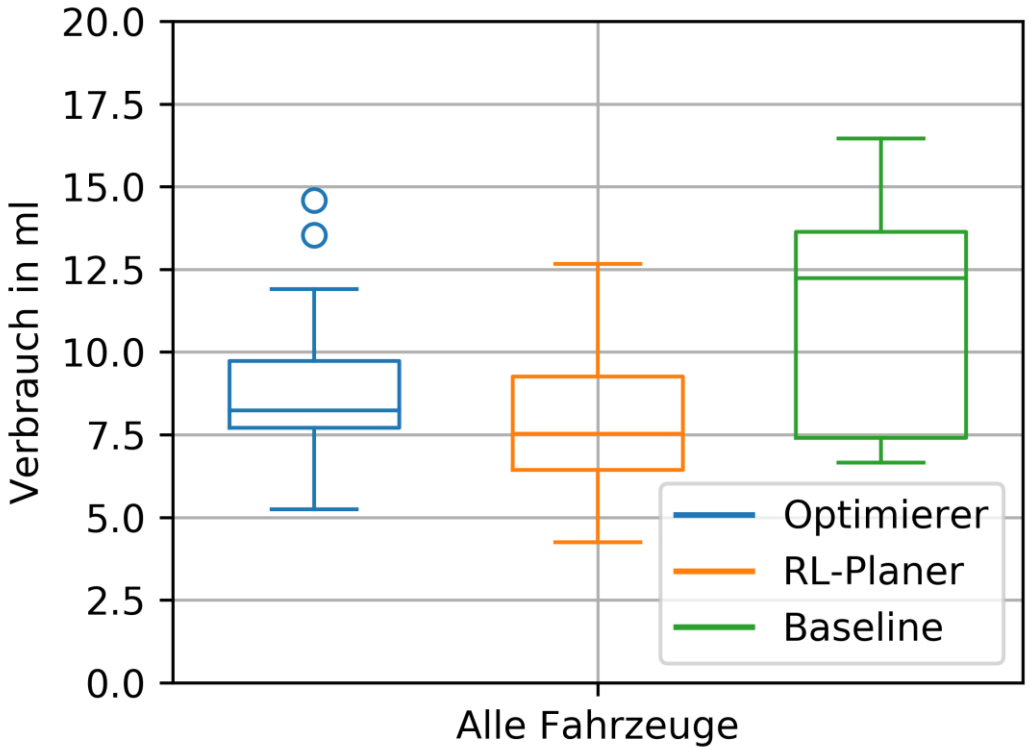
- Beide kooperative Planer zeigen vergleichbare Ergebnisse
  - Deutlicher Zeitgewinn für das linksabbiegende Fahrzeug (#1) und das Fahrzeug auf der Nebenstraße (#2)
  - Geringfügige Verzögerung für das Fahrzeug auf der Hauptstraße



© LUKAS, 2023. Alle Rechte vorbehalten, auch bzgl. jeder Verfügung, Verwertung, Reproduktion, Bearbeitung, Weitergabe sowie für den Fall von Schutzrechtsanmeldungen.

Evaluation im Realverkehr
Quantitative Auswertung des Effizienzgewinns

- Metrik: Kraftstoffverbrauch über die analysierte Trajektorie (Länge ca. 100m)
  - Auswertung mittels Verbrauchsmatrix [4]
  - Ungleiche Anfangs- und Endgeschwindigkeiten können die Metrik beeinflussen
- Über alle beteiligten Fahrzeuge wird eine signifikante Reduktion des Verbrauchs erreicht
  - Fahrzeuge optimieren ihre jeweilige Trajektorie auf das gemeinsame Manöver
  - Stopps werden vermieden



[4] J. Paczia, S. Hoffmann, H. Rehborn und O. Stein. „Creation, Analysis and Usage of an Empirical Microscopic Urban Consumption Matrix Used for Evaluation of Automated Driving Scenarios“. In: 15th ITS European Congress. 2023.

© LUKAS, 2023. Alle Rechte vorbehalten, auch bzgl. jeder Verfügung, Verwertung, Reproduktion, Bearbeitung, Weitergabe sowie für den Fall von Schutzrechtsanmeldungen.

Ansätze zur Multiagentenplanung an Innerstädtischen Kreuzungen Zusammenfassung

- Im Rahmen des Projekts LUKAS wurden unterschiedliche Ansätze für die kooperative Manöverplanung untersucht
  - Regelbasiert (FIFO)
  - Optimierungsbasiert
  - Lernverfahren (RL)
- Detaillierte Evaluation des Optimierungs- und RL-Ansatz in Simulation und im Realverkehr
  - Deutliche Verbesserung der Verkehrseffizienz gegenüber Fahren nach Vorrangregeln
  - Signifikante Zeitersparnis für die begünstigten Fahrzeuge
  - Im Realverkehr liefern beide kooperative Planungsansätze ähnliche Ergebnisse

© LUKAS, 2023. Alle Rechte vorbehalten, auch bzgl. jeder Verfügung, Verwertung, Reproduktion, Bearbeitung, Weitergabe sowie für den Fall von Schutzrechtsanmeldungen.

Ansätze zur Multiagentenplanung an Innerstädtischen Kreuzungen

Fragen?

Weitere Details zudem in der Poster-Session ab 14:15 Uhr

LUKAS Abschlusspräsentation, 21.09.2023, Ulm

Marvin Klimke (Robert Bosch GmbH) & Max Mertens (Universität Ulm)

Kontakt: marvin.klimke@de.bosch.com, max.mertens@uni-ulm.de

© LUKAS, 2023. Alle Rechte vorbehalten, auch bzgl. jeder Verfügung, Verwertung, Reproduktion, Bearbeitung, Weitergabe sowie für den Fall von Schutzrechtsanmeldungen.

Ansätze zur Multiagentenplanung an Innerstädtischen Kreuzungen
Referenzen

- Nichting, M. et al., Space Time Reservation Procedure (STRP) for V2X-Based Maneuver Coordination of Cooperative Automated Vehicles in Diverse Conflict Scenarios, in 2020 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2020.
- Kurzer, K.; Zhou, C.; Marius Zöllner, J. Decentralized Cooperative Planning for Automated Vehicles with Hierarchical Monte Carlo Tree Search, in 2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2018.
- Qian, X.; Gregoire, J.; Moutarde, F.; De La Fortelle, A. Priority-Based Coordination of Autonomous and Legacy Vehicles at Intersection. In 17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2014.
- Capasso, A.P., Maramotti, P., Dell'Eva, A., Broggi, A., End-to-End Intersection Handling using Multi-Agent Deep Reinforcement Learning, in 2021 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2021.
- Chen, J., Yuan, B., Tomizuka, M., 2019. Deep Imitation Learning for Autonomous Driving in Generic Urban Scenarios with Enhanced Safety, in: 2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2019.
- Hart, P. and Knoll, A., 2020. Graph Neural Networks and Reinforcement Learning for Behavior Generation in Semantic Environments. 2020 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2020.
- Mertens, M. B., Müller, J., Buchholz, M., "Cooperative Maneuver Planning for Mixed Traffic at Unsignalized Intersections Using Probabilistic Predictions," in 2022 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2022.
- Klimke, M., Völz, B., and Buchholz, M., "Automatic Intersection Management in Mixed Traffic Using Reinforcement Learning and Graph Neural Networks," in 2023 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2023.
- Klimke, M., Völz, B., Buchholz, M., "Integration of Reinforcement Learning Based Behavior Planning With Sampling Based Motion Planning for Automated Driving," in 2023 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2023.
- Paczia, J., Hoffmann, S., Rehborn, H., Stein, O, "Creation, Analysis and Usage of an Empirical Microscopic Urban Consumption Matrix Used for Evaluation of Automated Driving Scenarios", in 15th ITS European Congress, 2023.

© LUKAS, 2023. Alle Rechte vorbehalten, auch bzgl. jeder Verfügung, Verwertung, Reproduktion, Bearbeitung, Weitergabe sowie für den Fall von Schutzrechtsanmeldungen.