

Detaillierte Ergebnisse – Teilprojekt

Sicherheit und Schutz bei der Handhabung mobilitätsbezogener Daten (Smart Mobility Data Handling)

PRÜFUNG DER SENSORBASIERTEN UMFELDERKENNUNG

FORSCHUNGINTERESSE:

- Welche Herausforderungen bringt die sensorbasierte Umfelderkennung beim autonomen Fahren mit sich?
- Wie kann die sensorbasierte Umfelderkennung zuverlässig und effizient getestet werden?

VORGEHEN:

- Die Wissenschaftler*innen analysierten das Multi-Objekt-Tracking und die damit verbundene Herausforderung der Datenauswertung. Beim Multi-Objekt-Tracking werden die Positionen von Fahrzeugen, Fußgänger*innen oder Radfahrer*innen mithilfe von Radarsensoren, Laserscannern oder Kamerabildern erfasst. Dabei ergibt sich ein Zuordnungsproblem, da nicht bekannt ist, welche Erkennung zu welchem Objekt gehört.
- Moderne Trackingalgorithmen betrachten jede mögliche Zuordnung, um die Messunsicherheit zu berücksichtigen. Die Anzahl möglicher Zuordnungen wächst allerdings exponentiell mit der Anzahl an Objekten und Messungen. Um dies zu umgehen, werden Approximationsalgorithmen eingesetzt, die eine Teilmenge aller möglichen Assoziationen berechnen und somit die Gesamtsituation möglichst gut repräsentieren sollen.
- Für sicherheitskritische Systeme wie das Mobilitätssystem ist es wichtig, die Funktionsfähigkeit der sensorbasierten Umfelderkennung zu testen und die Tests wiederholen zu können, um mögliche Abweichungen und Probleme zu identifizieren. Deshalb fokussierten sich die Wissenschaftler*innen bei ihren Untersuchungen auf deterministische Algorithmen. Das sind Algorithmen, die keine Zufallszahlen verwenden und dadurch bei gleicher Eingabe immer die gleichen Ergebnisse erzeugen, sodass keine Zufallseffekte entstehen wodurch die Ergebnisse verlässlich sind.
- Da die Bewegungen von Objekten (z. B. Fahrrädern) komplex sind, sind nichtlineare Modelle erforderlich. Daher prüften die Wissenschaftler*innen nichtlineare Modelle zur Verarbeitung komplexer Bewegungen.

ERGEBNISSE/ERKENNTNISSE:

- Die Wissenschaftler*innen entwickelten eine deterministische Variante eines Algorithmus, der mögliche Zuordnungen von Objekten zu Messungen zufällig generiert mit dem wesentlichen Kriterium, dass die Ergebnisse keine Zufallseffekte aufweisen.
- Der entwickelte Algorithmus ist deutlich schneller als andere bereits existierende deterministische Zuordnungsalgorithmen.
- Zur Verarbeitung komplexer Bewegungen können sogenannte Gauß'sche Filter eingesetzt werden. Dieser Filter nimmt an, dass es sich um eine Gauß-Verteilung (auch Normalverteilung genannt) handelt und zieht zufällig Punkte, die diese Verteilung repräsentieren. Der Filter kann in einem Fahrzeug zur Umfelderkennung genutzt werden: Die Tracks verschiedener Fahrzeuge werden von einem Infrastrukturmodul kombiniert und zu den Fahrzeugen zurückgesendet. Mithilfe des deterministischen Algorithmus können die Wissenschaftler*innen zuverlässige Stichproben erzeugen und dann im Gauß-Filter zur Betrachtung nichtlinearer Zusammenhänge einsetzen. Dadurch werden die Ergebnisse der Umfelderkennung noch sicherer.

UNTERSCHIEDLICHE SENSORDATEN IN DER UMFELDERKENNUNG

FORSCHUNGINTERESSE:

Wie können widersprüchliche Sensordaten verarbeitet werden, sodass das autonome Fahrzeug uneingeschränkt funktioniert?

VORGEHEN:

- Die Grundlage autonomen Fahrens sind Daten, die über Sensoren erfasst werden. Problematisch wird es, wenn Sensoren widersprüchliche Daten liefern. Um dieses Problem näher zu betrachten, definierten die Wissenschaftler*innen ein Anwendungsszenario, bei dem es darum geht, inkonsistente Sensordaten zu erkennen und zu bearbeiten.
- Die Wissenschaftler*innen identifizierten Möglichkeiten für den Umgang mit den unterschiedlichen Sensordaten

ERGEBNISSE/ERKENNTNISSE:

- Bei dem Szenario fahren zwei Autos auf einer Autobahn hintereinander auf eine Baustelle zu. Das hintere Auto fährt autonom und agiert auf Basis von Kartendaten und Sensorinformationen. Im Kartenmaterial ist die Baustelle nicht vorhanden, die Abstandssensoren des autonomen Fahrzeugs melden aber ein Hindernis.
- Eine Möglichkeit, um die widersprüchlichen Daten zu verarbeiten, besteht in der Vehicle-to-Vehicle-Kommunikation (V2V) und in der Vehicle-to-Infrastructure-Kommunikation (V2I). Bei der V2V-Kommunikation tauschen sich die Fahrzeuge direkt über das Hindernis aus. Bei der V2I-Kommunikation werden die Informationen an eine zentrale Stelle weitergeleitet, um die Kartendaten nachzubessern und zu verteilen.
- Eine weitere Möglichkeit ist die Novelty Detection: Dabei signalisiert ein Algorithmus, dass die neuen Sensordaten nicht zu den bekannten Daten passen und deshalb nicht zugeordnet werden können. Diese Information fließt dann zum Hersteller, sodass dieser die unbekannte Situation in die Trainingsdaten des Algorithmus aufnehmen kann und schließlich das Auto zuverlässiger wird.

KOLLEKTIVE WAHRNEHMUNG AUTONOMER FAHRZEUGE TRACK-TO-TRACK-FUSION

FORSCHUNGINTERESSE:

Wie können Sensordaten mehrerer autonomer Fahrzeuge zusammengeführt und nutzbar gemacht werden?

VORGEHEN:

Wenn mehrere Fahrzeuge ihre Daten austauschen und dadurch ihre Informationen über den Straßenverkehr ergänzen, spricht man von einer kollektiven Wahrnehmung (Collective Perception). Diese bringt Herausforderungen mit sich, wie z. B. das Zusammenführen von Informationen mehrere Fahrzeuge. Die Wissenschaftler*innen prüften, wie diese Datenzusammenführung erfolgen kann und welche Voraussetzungen dafür erfüllt sein müssen.

ERGEBNISSE/ERKENNTNISSE:

- Die Zusammenführung der Sensordaten kann u. a. durch eine Track-to-Track-Fusion geschehen. Ein Track ist die Summe aller Parameter, die durch Sensoren geschätzt wurden (z. B. Position, Geschwindigkeit, Größe eines Objektes).
- Dabei muss nicht der gesamte Track übertragen werden, die aktuell geschätzten Parameter für die getrackten Objekte genügen.
- Als Funkstandards können in Vehicular Adhoc Networks (VANets) Wifi-basierte Standards wie 802.11p und Cellular-V2X Standards, die die 4G- und 5G-Mobilfunktechnik verwenden, eingesetzt werden.

KOLLEKTIVE WAHRNEHMUNG AUTONOMER FAHRZEUGE GENAUERE ERFASSUNG DER SENSORDATEN

FORSCHUNGINTERESSE:

Wie können die Sensordaten für das Umgebungsmodell autonomer Fahrzeuge genauer erfasst werden?

VORGEHEN:

- Die Wissenschaftler*innen stellten fest, dass die Genauigkeit der Sensordaten im lokalen Umgebungsmodell zu wenig berücksichtigt wird. Das Umgebungsmodell eines autonomen Fahrzeuges besteht aus den Daten, die im Umfeld des Fahrzeugs mithilfe von Sensoren, Radaren und Kameras erfasst werden. Es bildet demnach die Fahrumgebung des Fahrzeugs ab und ist relevant für autonome Fahrfunktionen.
- Zusätzlich erfassen sog. Intelligent Transport Systems Stations (ITS-S) Daten über das Umfeld und erstellen daraus ein komplettes Umgebungsmodell, das sie den autonomen Fahrzeugen im Sinne der kollektiven Wahrnehmung zur Verfügung stellen. Dadurch werden zum Teil dieselben Informationen erfasst und mehrfach redundant weitergeleitet. Infolgedessen wird das Fahrzeugkommunikationsnetz unnötig überlastet, sodass sich die Übertragung verzögert und Informationen verloren gehen können, was wiederum das Sicherheitsrisiko erhöht.
- European Telecommunications Standards Institute hat Standards festgelegt, nach welchen Regeln die Informationen für die kollektive Wahrnehmung (Collective Perception Message - kurz CPM) erzeugt werden. Da die Genauigkeit der Sensordaten zu wenig berücksichtigt wird, erarbeiteten die Wissenschaftler*innen eine Regel für die Erzeugung der CPM, die die Netzauslastung reduziert und die Verfolgungsgenauigkeit der Objekte erhöht. Hierfür erstellten sie zunächst zwei Modelle.

ERGEBNISSE/ERKENNTNISSE:

- Das erste Modell basiert auf den Sensordaten des eigenen Fahrzeugs und erfasst die unmittelbare lokale Umgebung (lokales Umgebungsmodell). Das zweite Modell ergibt sich aus den Daten, die andere Verkehrsteilnehmer mit ihren Sensoren erfassen (Vehicle-to-Everything-Umgebungsmodell - kurz V2X-Modell). Die Regel, die die Wissenschaftler*innen entwickelten, vergleicht die Tracking-Genauigkeit der beiden Modelle.
- Anhand eines vordefinierten Schwellenwertes wird ermittelt, welches Modell genauer ist. Wenn die Daten des lokalen Umgebungsmodells genauer sind, dann verlässt sich das Fahrzeug auf diese Daten und ignoriert die Daten des V2X-Modells. Dadurch wird jeder Intelligent Transport Systems Station ermöglicht, die Objekte intelligent auszuwählen, die in die nächste Collective Perception Message aufgenommen werden. Die Wissenschaftler*innen konnten nachweisen, dass durch diese Methode Tracking-Fehler sowie die Kanalbelegungsrate reduziert und die Objektverfolgungsgenauigkeit erhöht werden kann.

KOLLEKTIVE WAHRNEHMUNG AUTONOMER FAHRZEUGE VERBESSERUNG DER UMFELDERKENNUNG DURCH ROAD SIDE UNITS

FORSCHUNGINTERESSE:

Können Road Side Units zur besseren Umfelderkennung an städtischen Kreuzungen beitragen?

VORGEHEN:

- Die kollektive Wahrnehmung kann durch sog. Road Side Units ergänzt werden. Dabei handelt es sich um feste Stationen (z. B. Funkmodule, die an Ampeln befestigt sind), die Signale verarbeiten, zusammenführen und gebündelt versenden können. Zudem unterstützen sie bei erschwerten Kommunikationsbedingungen, beispielsweise in städtischen Szenarien, (z. B. wenn ein Signal oder eine Funkwelle von einem Gebäude reflektiert und somit blockiert wird).
- Um die Leistungen der Road Side Units zur besseren Umfelderkennung zu ermitteln, simulierte die Wissenschaftler*innen die V2V-Kommunikation inklusive Reflexionen von Gebäuden, wobei sie verschiedene Parameter (z. B. Sendefrequenz) betrachteten. Sie simulierten ein Szenario mit geringer und eines mit hoher Verkehrsdichte.

ERGEBNISSE/ERKENNTNISSE:

- Die Simulation zeigte, dass die Road Side Units zur besseren Umfelderkennung an städtischen Kreuzungen beitragen und somit die Erkennung gefährdeter Verkehrsteilnehmer*innen erhöhen.
- Zudem wurde deutlich, dass mit steigender Anzahl kommunikationsfähiger Fahrzeuge die Umfelderkennung verbessert wird.
- Darüber hinaus zeigte die Untersuchung, dass die Umgebung in ruhigen Verkehrssituationen leichter erfasst werden kann als in komplexen Verkehrssituationen.
- Neben diesen positiven Ergebnissen stellten die Wissenschaftler*innen fest, dass die Road Side Units die Last des Funkkanals erhöhen. Dadurch sinkt die Zustellungsrate der Datenpakete (zu viele Informationen stören den Kanal).
- Wenn die Road Side Units die Verbreitungsfrequenz der Collective Perception Messages intelligent anpassen, kann die Verlässlichkeit der Datenpakete verbessert werden.

KOLLEKTIVE WAHRNEHMUNG AUTONOMER FAHRZEUGE ASSOZIATIONSVERFAHREN FÜR DIE KOLLEKTIVE WAHRNEHMUNG

FORSCHUNGINTERESSE:

Wie kann die Zuordnung von Objekten in der kollektiven Wahrnehmung erfolgen?

VORGEHEN:

- Die Umfeldmodelle von Road Side Units müssen zu einem einheitlichen, globalen Umgebungsmodell zusammengeführt werden. Eine zentrale Herausforderung bei der Fusion verschiedener lokaler Umfeldmodelle ist die Zuordnung bzw. Assoziation von Objekten in den einzelnen Modellen.
- Daher entwickelten die Wissenschaftler*innen ein Assoziationsverfahren speziell für die kollektive Wahrnehmung.
- Um das entwickelte Assoziationsverfahren zu testen, simulierten die Wissenschaftler*innen ein Kreuzungsszenario mit zahlreichen Fahrzeugen, Fußgänger*innen und Fahrradfahrer*innen.

ERGEBNISSE/ERKENNTNISSE:

- Bei dem Assoziationsverfahren handelt es sich um einen Algorithmus, der Techniken aus der stochastischen Optimierung verwendet. Der Algorithmus startet zunächst mit einer möglichen Zuordnung der Objekte. Diese Zuordnung wird nach bestimmten Regeln zufällig verändert, sodass der Algorithmus eine andere Zuordnung in Betracht zieht. Dieser Vorgang wird mehrfach wiederholt, sodass man sich der Lösung Schritt für Schritt annähert.
- Die Regeln, nach denen die Zuordnung zufällig verändert wird, haben die Wissenschaftler*innen ebenfalls ausgearbeitet. Das entwickelte Assoziationsverfahren ermöglicht es, die Objekte in Echtzeit zuzuordnen. Die Echtzeitassoziation ist zentral, um autonomes Fahren zu realisieren. Nur wenn die Informationen zügig verarbeitet werden, wird ein flüssiger Verkehr möglich. Die Berechnungen des Algorithmus erfolgen in der Road Side Unit, nicht in den einzelnen Fahrzeugen.
- Beim virtuellen Testen erfassten die virtuellen Fahrzeuge die Objekte in ihrer Umgebung mithilfe von Sensoren und erstellten Umfeldmodelle, die sie an die Road Side Unit schickten. Die Road Side Unit ordnete die erfassten Objekte auf Basis des entwickelten Assoziationsverfahrens zu. Die Simulation zeigte, dass das Verfahren effizient die wahrscheinlichsten Assoziationshypthesen zur Fusion der Umfeldmodelle bestimmen kann und sich daher besonders für die kollektive Wahrnehmung eignet.