



# „Kreuzungsverstehen“ – Ein wissenschaftlicher Ansatz

„Junction Understanding“ – A Knowledge Based Approach

Britta Hummel, Zongru Yang, Christian Duchow, Universität Karlsruhe (TH)

**Zusammenfassung** Existierende Ansätze zur Fahrbahnerkennung arbeiten – vermutlich prinzipbedingt – auf jeweils nur kleinen Teilmengen der möglichen Fahrbahnkonfigurationen robust. Ein Schlüssel auf dem Weg zu allgemeingültig arbeitenden Verfahren liegt in der massiven Erhöhung der Menge des im Schätzprozess genutzten Vorwissens. Im Hinblick auf eine effiziente, nachvollzieh- und erweiterbare Beschreibung ist eine explizite Repräsentation solchen Wissens anzustreben. Im vorliegenden Beitrag wird eine konzeptuelle und eine geometrische Wissensrepräsentationen für den Diskursbereich Straßen&Kreuzungen vorgestellt. Deren Parameter werden gemeinsam mittels eines Multihypothesen-Ansatzes geschätzt, dessen Eingangsdaten handelsübliche digitale Karten sowie verschiedene videobasierte Objektdetektoren sind. Zur Verifikation der Hypothesen werden die Vorzugsrichtungen der lokalen Textur im Bereich der erwarteten Fahrspurberandungen ausgewertet. Dabei kann gleichzeitig die Messunsicherheit der zur

Bildprojektion genutzten Schätzung der Lage des Kamerakordinatensystems reduziert werden. ▶▶▶ **Summary** The road recognition problem has been solved robustly only for small, often simplified subsets of possible road configurations. A massive augmentation of the amount of used prior knowledge could pave the way towards generally valid estimators. An explicit representation of such knowledge will additionally lead to an efficient, understandable and therefore extendible system. We present a conceptual and a geometrical knowledge representation for the Roads&Junctions domain of discourse. Its parameters are estimated using a multi hypotheses approach. A commercially available digital map and a set of video based object detectors serve as input data. The resulting hypotheses are verified by evaluating the preferred orientations of local texture around the expected position of the lane dividers. The estimate of the camera coordinate system's pose, which is used for image projection, is updated simultaneously.

**KEYWORDS** I.2.9 [Robotics] Autonomous Vehicles, I.2.10 [Vision and Scene Understanding] Inner-city Junctions, I.2.4 [Knowledge Representation Formalisms and Methods] Conceptual and Geometrical Modelling, I.2.10 [Vision and Scene Understanding] Estimation Architecture

## 1 Einleitung

Die videobasierte Fahrbahnerkennung ist ein bereits seit Mitte der 80er-Jahre bearbeitetes Forschungsthema. Gängige Ansätze erkennen inzwischen zuverlässig die eigene Spur auf Autobahnen, günstige Bedingungen wie kein Gegenlicht, keine Reflektionen, kein starker Regen oder Schneefall voraus-

gesetzt. Im Bereich der Kreuzungserkennung konnte exemplarisch die Erkennung bestimmter Kreuzungskonfigurationen demonstriert werden. Einige Verfahren wurden erfolgreich in einen geschlossenen Regelkreis zur Durchführung autonomer Fahrmanöver integriert.

Üblicherweise werden bei diesen Verfahren Bildhinweise wie Kanten oder Fahrbahnmarkierungen zur Ausprägung einfacher, generischer Geometriemodelle genutzt. Das Schätzergebnis wird eventuell

durch Verwendung eines Modells der Fahrzeugbewegung sowie Fahrzeugortungsdaten zeitlich geglättet. Die Übersichtsartikel [16] und [18] verweisen auf die bislang publizierten Verfahren. Eine allgemeingültige, erfolgreiche Generalisierung derartiger Ansätze auf komplexere Fahrbahnkonfigurationen wie Landstraßen, innerstädtische Straßen oder gar Kreuzungen wurde bislang allerdings nicht erreicht. Zur Kreuzungserkennung wurden bislang insgesamt nur wenige Ansätze

Die vorliegende Arbeit wird von der Deutschen Forschungsgemeinschaft (DFG) im Rahmen des SFB/Tr 28 „Kognitive Automobile“ gefördert.

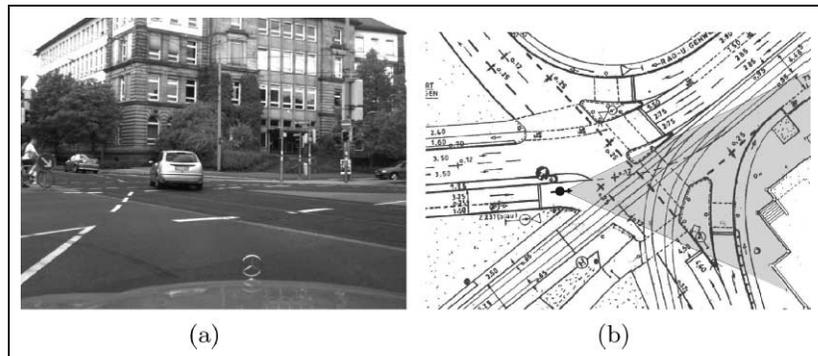
vorgeschlagen. Sie sind jeweils auf eine kleine Teilmenge der möglichen Kreuzungskonfigurationen spezialisiert.

Im vorliegenden Beitrag wird die Arbeitshypothese formuliert, dass die bislang entwickelten Ansätze, sollen sie auf beliebige Fahrbahnkonfigurationen generalisiert werden, prinzipbedingt zum schlecht gestellten Schätzproblem degenerieren. Dies wird anhand einiger Problem-Charakteristika bei einer typischen innerstädtischen Kreuzung untermauert (siehe Bild 1):

- Notwendigkeit eines hochdimensionalen Parameterraumes aufgrund der Fülle möglicher Kreuzungsgeometrien,
- stark eingeschränkter Sichtbereich von weniger als  $50^\circ$  bei Verwendung handelsüblicher Kameras, bei Kreuzungsflächen von oftmals  $> 200 \text{ m}^2$ ,
- starke Verdeckungen durch dichten Verkehr und städtische Infrastruktur,
- fehlende Merkmale durch fehlende Markierungen im Kreuzungsbereich,
- Präsenz einer Fülle nicht modellierter Objekte, welche als Rauschen in den Schätzprozess eingehen,
- verringerte Merkmalsqualität, beispielsweise durch schwankende Beleuchtungsbedingungen, abgenutzte Markierungen oder schlechte Fahrbahnqualität.

Zusammenfassend steht einer verringerten Merkmalsanzahl die Notwendigkeit eines hochdimensionalen Parameterraumes gegenüber. Um dem so genannten *Fluch der Dimensionalität* zu entgehen, sind in folgenden Bereichen qualitative Verbesserungen notwendig:

**1. Sensordatenauswertung** Zur Erhöhung der Merkmalsanzahl sollte ein breiter Satz komplementärer Merkmalsdetektoren entwickelt werden. Mögliche Hinweise auf eine Seitenstraße



**Bild 1** (a) Kreuzung aus der Perspektive einer Fahrzeugkamera mit  $50^\circ$  Öffnungswinkel. (b) Zugehöriger Kartenausschnitt vom Vermessungsamt.

liefern beispielsweise querende Fahrzeuge, Stoppschilder, Ampeln, Zebrastreifen, Rechtsabbiegerpfeil, Querbalken auf der Fahrbahn, Verkehrsinseln, hinzukommende Rechtsabbiegerspur, usw.

**2. Wissensrepräsentation** Es sollten Parameterräume hinreichend geringer Dimension entwickelt werden, welche gleichzeitig beliebige Kreuzungen mit hinreichend geringer Abweichung geometrisch nachbilden können. Zur spurgenaue Routenplanung notwendige Informationen sollten ebenfalls repräsentierbar sein (z. B. Rechtsabbiegerspur? Spurwechsel erlaubt?).

Wünschenswert wäre weiterhin eine Möglichkeit, nicht erlaubte Kreuzungskonfigurationen und -geometrien bereits auf konzeptueller Ebene auszuschließen (z. B. bei Rechtsverkehr liegen Rechtsabbiegerspuren niemals links von Geradeaus- oder Linksabbiegerspuren). Die Komplexität der Schätzaufgabe verlangt zum Zwecke der Nachvollziehbarkeit und Wartbarkeit eine Explikation solcher Annahmen, an Stelle einer impliziten Codierung in den Algorithmen.

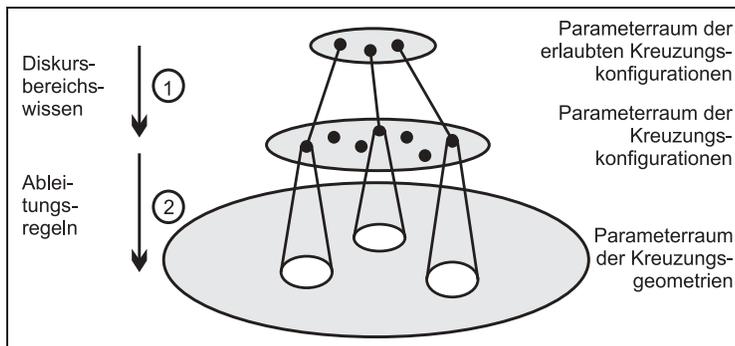
Im Hinblick auf künftige Fahrerassistenzsysteme (FAS) ist zusätzlich die Fähigkeit essentiell, diese sowie die Informationen unterschiedlicher Diskursbereiche (z. B. Routenplanung, Tankstellen, Vorfahrtsregeln, Schienenverkehr, Elemente der *floating car*

*data*) in eine ganzheitliche Umfeldbeschreibung zu integrieren.

## 1.1 Gliederung

Im vorliegenden Beitrag wird eine allgemeingültige Wissensrepräsentation für den Diskursbereich *Straßen&Kreuzungen* präsentiert. Nach einem Überblick über die entsprechenden Ansätze in der Literatur (Abschnitt 1.2) wird der Diskursbereich auf konzeptueller Ebene durch eine Ontologie, und auf geometrischer Ebene durch zusammengesetzte Splines- und Kreisbögen, modelliert (Kapitel 2). Eine Instanz des Geometriemodells wird aus einer Instanz des konzeptuellen Modells abgeleitet. Damit steht ein ausdrucksstarkes geometrisches Modell zur Verfügung, aus dem nicht erlaubte Parameterkombinationen bereits durch begrifflich formuliertes Wissen über den Diskursbereich sowie durch sinnvolle Ableitungsregeln ausgeschlossen werden können (siehe Bild 2). Bei Verwendung der Ontologie an Stelle der Geometrie-Parameter als Schätzgrößen kann gleichzeitig der Lösungsraum um mehrere Größenordnungen verkleinert werden.

Die entwickelte Wissensrepräsentation (WR) wird auf Vollständigkeit im Hinblick auf die Aufgabe „Autonomes Fahren“ experimentell evaluiert (Abschnitt 4.1). Insbesondere wird die Fähigkeit zur realitätsnahen Modellierung komplexer, innerstädtischer Kreuzungen demonstriert.



**Bild 2** Einschränkung der möglichen Geometriemodell-Ausprägungen durch Nutzung von Diskursbereichswissen sowie einschränkenden Ableitungsregeln zwischen konzeptuellem und geometrischem Modell.

Unter Verwendung handelsüblicher digitaler Navigationskarten sowie eines Satzes videobasierter Merkmalsdetektoren wird ein Satz plausibler Ontologie-Instanzen generiert (Kapitel 3). Die hieraus abgeleiteten Geometrie-Hypothesen werden durch einen einfachen videobasierten Hypothesentest verifiziert, der gleichzeitig kleine Fehler in Geometrie- und Ego-Positionsschätzung korrigieren kann (Abschnitt 3.5). Erste Ergebnisse des Hypothesentests werden präsentiert (Abschnitt 4.2).

### 1.2 Literaturübersicht

Nachfolgend werden die den Autoren bekannten Veröffentlichungen aufgeführt, in denen videobasiert entweder Kreuzungsparameter und/oder die Lage des Egofahrzeugs auf einer Kreuzung geschätzt werden. Sie werden bezüglich ihrer Modellannahmen zur Kreuzungsgestalt und dem zur Modellinstanzierung genutzten Vorwissen klassifiziert.

**Kreuzungsrepräsentation** Zur Kreuzungsdetektion wird in [6] angenommen, dass eine hinreichend breite Unterbrechung der seitlichen Fahrbahnberandung vorliegt. In [7] wird nach den eine Einmündung kennzeichnenden Fahrbahnrandmarkierungen gesucht. Weitere Hinweise sind die Detektion von Fahrbahntextur nach einer Fahrbahnrand-Unterbrechung (siehe [6]), eine erwartete Kreuzung gemäß einer Karte (siehe [22]) oder eine Haltelinie auf der eigenen Fahrbahn

(siehe [7]). In den Multi-Kamera-Ansätzen von [10;22] und der beweglichen Kamera in [15] werden quer zur Fahrbahn verlaufende Bildkonturen detektiert.

Die *Kreuzungsgeometrie* wird meist durch explizite Modelle der *Kreuzungsberandungen* in Szenenkoordinaten (siehe [6;8;10;12;15;22]) oder Bildkoordinaten (siehe [3]) repräsentiert. Dazu werden die Mittellinien der Fahrbahnen unter Annahme konstanter Fahrbahnbreite durch Geradensegmente angenähert. Referenz [15] ist auf dreiarmsige Kreuzungen spezialisiert, bei den übrigen ist die Anzahl der Kreuzungsarme variabel. Ihre Position wird durch ihren relativen Winkel zueinander beschrieben. Übergänge zwischen benachbarten Armen werden entweder nicht modelliert oder durch Kreisbögen mit fixem oder variablem Radius angenähert. Einzelne Spuren, Fahrbahnmarkierungen, Verkehrsinseln oder die innerstädtisch üblichen Spuraufweitungen/-verengungen für Abbieger werden nicht berücksichtigt. Diese Repräsentationen wurden für Waldwege oder unmarkierte, einfache Stadtkreuzungen entwickelt.

Eine deutlich detailliertere Repräsentation auf der Ebene der *Fahrspurberandungen* entwickelten [17] und [19]. In [17] wird die Fahrbahnmittellinie lokal durch Kreisbögen approximiert, woraus bei gegebenen, konstanten Spurbreiten die Spurberandungen abgeleitet werden. Zusätzlich werden

Informationen über *Markierungstypen* integriert, indem zwischen einzeln und doppelt durchgezogenen sowie weißen und gelben Markierungen unterschieden wird. Die Kreuzungsgeometrie selbst wird lediglich durch den relativen Winkel der Fahrbahnen zueinander modelliert. In [19] werden Hyperbelbandscharen zur Repräsentation der Spurberandungen von zwei- bis vierarmigen, mehrspurigen Kreuzungen mit variabler Breite verwendet. Zusätzlich wird eine einfache *Terminologie* zur Beschreibung von Kreuzungsstrukturen in Anlehnung an die Richtlinien zur Anlage von Straßen (z. B. [9]) vorgestellt. Sie beschreibt die taxonomischen und mereologischen Beziehungen einiger eingeführter Begriffe zueinander.

Einige Verfahren repräsentieren zusätzlich die *Straßennetz-Topologie* durch einfache Knoten-Kanten-Modelle (siehe [8;10;12;17;22]). Eine Repräsentation auf der Ebene einzelner Fahrspuren wurde nicht entwickelt.

Im Gegensatz zu den oben genannten, modellbasierten Verfahren arbeiten [7] und [2] vorwiegend datengetrieben. Referenz [7] detektiert einzelne Markierungen auf Kreuzungen und fügt diese iterativ zu Markierungsverläufen zusammen. Spurverläufe werden nicht abgeleitet. In [2] wird eine einfache Geometrie als Startwert für ein regionenbasiertes Segmentierungsverfahren genutzt.

**Vorwissen** Bei einigen Verfahren wird ausschließlich die Fahrzeuglage geschätzt. Die Parameter des Kreuzungsmodells werden dann manuell vorgegeben (siehe [8;10;17]) oder automatisch aus einer kommerziellen digitalen Karte extrahiert (siehe [12]).

Weitere Verfahren schätzen die Breite und teilweise zusätzlich den relativen Winkel der Einmündung, in die abgebogen wird (siehe [6;15;22]). Die Parameter dürfen dabei nur innerhalb eines eng begrenzten Bereiches schwanken. Dazu

wird der Abstand detektierter Geradensegmente einmalig vermessen (siehe [15]) oder über die Zeit verfolgt (siehe [22]). In [6] wird das Ergebnis zusätzlich mit der über ein texturbasiertes Regionenwachstumsverfahren detektierten Fahrbahnfläche verglichen. Diese Arten der Detektion lassen sich nur für ein- bis zweispurige Einmündungen mit geringem Kreisbogenradius und ohne Abbiegerspuren anwenden. Sie sind störanfällig bezüglich schwacher Berandungsmarkierungen, zusätzlichen Markierungen, schlechter Fahrbahnbeschaffenheit und Einflüssen durch Schattenwurf.

Referenz [3] gibt keinerlei Modellparameter vor. Durch eine Bayes'sche Klassifikation im Farbraum werden Fahrbahn-Pixel detektiert. Die Parameter der die Klassen repräsentierenden Normalverteilungen werden in jedem Zeitschritt automatisch aktualisiert. Aus den freien Modellparametern wird ein Satz von binären Kreuzungsschablonen generiert. Zur Einschränkung des Suchraumes werden die bereits detektierten Parameter der eigenen Spur nicht variiert. Durch Korrelation wird die passendste Schablone ausgewählt.

Referenz [19] schätzt die Parameter der Hyperbelbandscharen aus dem Einzelbild einer statischen Kamera. Die Anzahl der Hyperbeln und Startwerte für deren Parameter wurden durch vorangehende Auswertung von Fahrzeugtrajektorien vorgegeben.

In [2] wird eine Bildsegmentierung beschrieben. Kreuzungsparameter werden nicht abgeleitet.

Zusammenfassend existiert gemäß dem Kenntnisstand der Autoren bislang kein Ansatz zur Schätzung von beliebigen Fahrbahn- und Kreuzungskonfigurationen. Darüber hinaus wurde kein allgemeingültiges Geometriemodell für Fahrbahnen einschließlich Kreuzungen formuliert, sondern Spezialisierungen auf Teilmengen der möglichen Konfigurationen vorgeschlagen. Für eine Vielzahl möglicher Konfigurationen existieren bislang keine

geometrischen Modelle (z. B. Kreuzungen mit Spuraufweitungen). Zur Schätzung der Kreuzungsgeometrie wird bislang kein konzeptuelles Wissen über den Diskursbereich genutzt. Spurgenaue Informationen zur Kreuzungstopologie sind bislang in keiner Repräsentation enthalten. Ebenfalls fehlen Informationen über Verkehrsregeln, wie z. B. Vorfahrtsregeln oder Verkehrszeichen.

## 2 Wissensrepräsentation für Straßen und Kreuzungen

Die Konzepte und Relationen des Diskursbereichs *Straßen&Kreuzungen* werden nachfolgend unter folgenden Gesichtspunkten modelliert: Semantik (Welche Bedeutung hat ein Konzept?), Geometrie (Wie sieht ein Konzept aus?), Mereologie (Welche Konzepte beinhalten welche anderen?), Topologie (Welche Konzepte sind verknüpft?), und Taxonomie (Welche Konzepte sind Spezialisierungen von anderen?).

Entwicklungsziel ist dabei eine Konzeptualisierung im Hinblick auf die Aufgabe „Autonomes Fahren“ (*domain ontology*) und nicht die erschöpfende Beschreibung des Diskursbereichs (*upper ontology*) (Beispiel: man vergegenwärtige sich eine mögliche Konzeptualisierung aus der Sicht des Bauingenieurs).

### 2.1 Semantische Modellierung

Bild 3 illustriert an Stelle einer umfangreichen textuellen Definition die Konzept-Semantik.

Die folgenden zusätzlichen Anmerkungen sind dabei nötig: Eine Junction (dt.: Kreuzung) verbindet mindestens drei Roads (dt.: Straßen). Nur dort sind RoadTransitions (dt.: Übergänge zwischen Straßen) und damit eventuell mehrere Navigationsoptionen verfügbar. Sonstige Übergänge finden innerhalb der RoadSegments (dt.: Straßenabschnitte) einer Road statt und dienen der Änderung von Attributausprägungen, z. B. der Spurbreite, oder einem verfeinerten geometrischen Verlauf. Eine BendingRSTransition (dt.: abknickender Übergang zwischen Straßen) bedingt ein Abbiegemanöver, anzuzeigen durch gesetzten Blinker, während eine SmoothRSTransition (dt.: glatter Übergang zwischen Straßen) einen nahtlosen Übergang mit nur geringem Lenkradeinschlag bezeichnet.

Lanes (dt.: Fahrspuren) sind longitudinal durch LaneTransitions (dt.: Spurübergänge) und lateral durch Divider (dt.: Trennelemente) mit anderen Lanes verbunden. Die LaneTransition ist definiert als erlaubter Übergang lon-

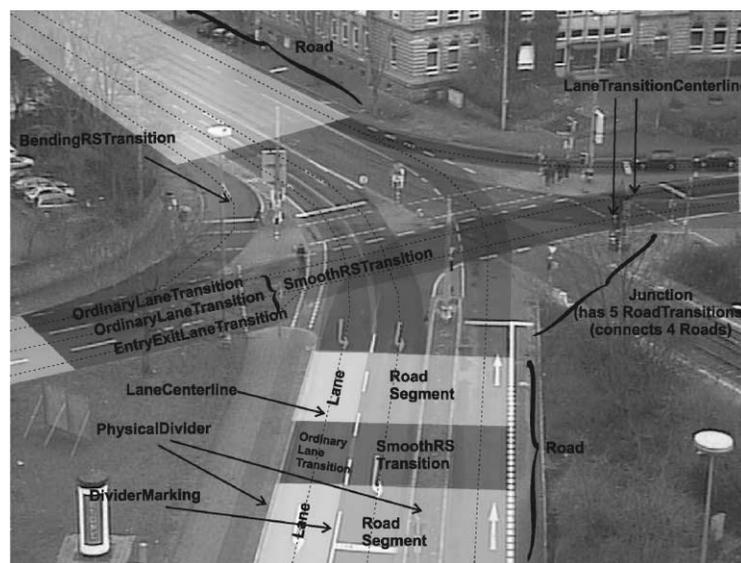


Bild 3 Graphische Beschreibung der Konzept-Semantik. Halbtransparent weiß überlagert sind Roads, halbtransparent schwarz Road(Segment)Transitions.

gitudinal verbundener Spuren, die keinen Spurwechsel erfordert. Da auf Kreuzungen keine Spurwechsel erlaubt sind, konstituiert die Menge der LaneTransitions einer Kreuzung alle dort erlaubten Navigationsoptionen. Die Spezialisierung EntryExitLaneTransition (dt.: Abbiege-/Aufbiegespur) bildet eine Ausnahme dieser Regel, da sie ausschließlich via Spurwechsel erreichbar/verlassbar ist.

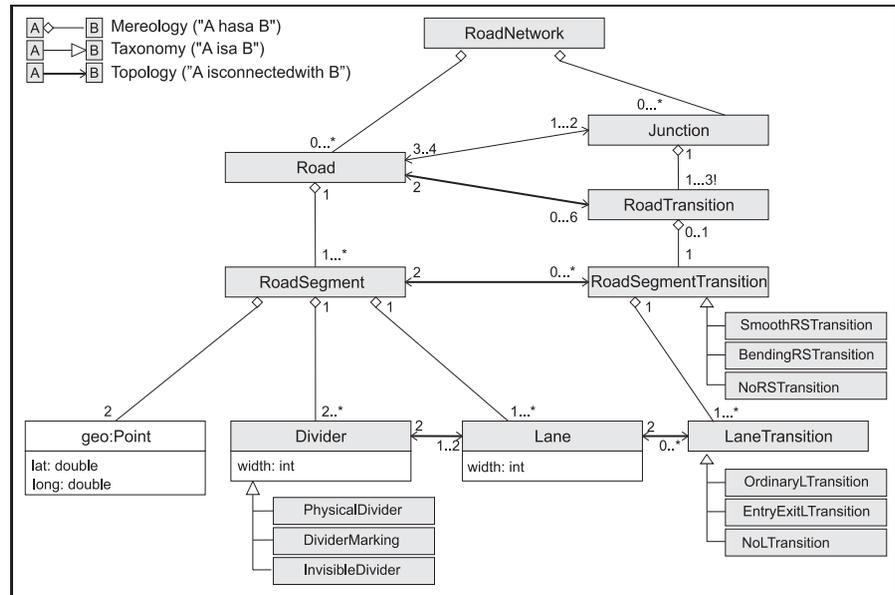
### 2.2 Taxonomische, mereologische und topologische Modellierung

Die konzeptuelle Modellierung gemäß Bild 4 definiert, grau hinterlegt, die für die Fahraufgabe relevanten Konzepte des Diskursbereichs *Straßen&Kreuzungen* sowie deren taxonomische, mereologische und topologische Relationen untereinander. Enthalten sind ausschließlich die zur Modellspezifikation essentiellen Konzepte. Weitere, hieraus abgeleitete Konzepte werden an geeigneter Stelle eingeführt.

### 2.3 Geometrische Modellierung

Die nachfolgend modellierten Konzept-Geometrien sind durch die Ontologie aus Bild 4 vollständig parametrisiert. Alle geographischen Koordinatenangaben `geo:Point` werden zuvor in ein kartesisches, ebenes Koordinatensystem überführt, um Längen- und Winkeltraue zu erhalten. Als weltfestes System bietet sich die verbreitete UTM-Abbildung (*Universal Transverse Mercator*) an.

Ein `RoadSegment` wird definiert als ein durch Start- und Endkoordinaten spezifizierter Teil des Straßennetzes mit glattem Verlauf und konstanter Breite. Seine Lanes und Dividers liegen parallel, alternierend und lateral zentriert im `RoadSegment`. Jede Lane hat eine lateral in der Lane zentrierte LaneCenterline (dt.: Fahrbahnmittelinie; abgeleitetes Konzept), welche der modellgemäß idealen Fahrzeugtrajektorie entspricht. Sie wird für alle  $n$  durch `SmoothRoadSegmentTransitions` verbundenen Lanes



**Bild 4** Ontologie für den Diskursbereich *Straßen&Kreuzungen* (*Roads&Junctions*), visualisiert als UML-Diagramm. Klassen bezeichnen Konzepte, Pfeile bezeichnen Konzeptrelationen. Kardinalitäten sind exemplarisch für den Fall von maximal vier *Roads* pro *Junction* dargestellt. Konkrete Domänen der für das geometrische Modell notwendigen Parameter sind weiß hinterlegt. Die Ontologie stellt auch eine mögliche Grundlage für das Datenbasis-Schema.

gemeinsam durch parametrisch repräsentierte Hermite Splines  $\mathbf{r}_i(t) \in \mathcal{R}^2$  modelliert (siehe z. B. [23]):

$$\begin{aligned} \mathbf{r}_i(t) = & (1 - 3t^2 + 2t^3) \cdot \mathbf{p}_i + \\ & (3t^2 - 2t^3) \cdot \mathbf{p}_{i+1} + \\ & (t - 2t^2 + t^3) \cdot \dot{\mathbf{r}}_i(0) + \\ & (-t^2 + t^3) \cdot \dot{\mathbf{r}}_i(1), \end{aligned} \quad (1)$$

wobei  $t \in [0, 1]$  und  $i = 1, \dots, 2n - 1$ . Die  $2n$  gegebenen Start- und Endpunkte dieser Lanes sind die Kontrollpunkte  $\mathbf{p}_i \in \mathcal{R}^2$  des Splines. Für  $C^2$ -Stetigkeit werden folgende Bedingungen eingeführt:

$$\dot{\mathbf{r}}_i(1) = \dot{\mathbf{r}}_{i+1}(0), \quad (2)$$

$$\ddot{\mathbf{r}}_i(1) = \frac{\left( \frac{\|\mathbf{p}_{i+1} - \mathbf{p}_i\|}{\|\mathbf{p}_{i+2} - \mathbf{p}_{i+1}\|} \right)^2 \cdot \ddot{\mathbf{r}}_{i+1}(0)}{\ddot{\mathbf{r}}_{i+1}(0)}. \quad (3)$$

$$\ddot{\mathbf{r}}_i(0) = \ddot{\mathbf{r}}_{2n-1}(1) = 0, \quad (4)$$

mit  $i = 1, \dots, 2n - 2$ . Nach zweimaligem Differenzieren von Gleichung (1) definieren die Gleichungen (1)–(4) ein lineares Gleichungssystem mit  $4n - 2$  Unbekannten  $\dot{\mathbf{r}}_i(1)$  und  $\dot{\mathbf{r}}_i(0)$ . Einsetzen der Lösung in Gleichung (1) ergibt die gesuchte Interpolationsfunktion. Die Form der LaneCenterline hängt

demzufolge von den Koordinaten aller nahtlos verbundenen Lanes ab. Ohne existierende nahtlose Übergänge entspricht sie einem Geradensegment.

Die `LaneTransitionCenterline` (abgeleitetes Konzept) entspricht im Falle eines glatten Übergangs dem Teil des berechneten Splines im Übergangsbereich. Für den Fall einer `BendingRoadSegmentTransition` wird die `LaneTransitionCenterline` durch einen Kreisbogen modelliert, dessen Parameter durch die Tangenten an den Enden der beiden `LaneCenterlines` spezifiziert sind. Die `EntryExitLaneTransition` erhält die typische S-Form ihrer `LaneTransitionCenterline` durch Einfügen entsprechender Kontrollpunkte im Übergangsbereich. Die `Divider(Transition)Centerline` (abgeleitetes Konzept) wird äquivalent zur `Lane(Transition)Centerline` definiert.

Abschließend wird die Lane-Geometrie modelliert als eine Fläche von der Form der LaneCenterline, symmetrisch um diese aufgeweitet um die Spurweite. Die Dividers sind analog

definiert. Gleiches gilt für die DividerTransitions und die LaneTransitions bis auf den Zusatz, dass eine ungleiche Breite der beiden longitudinal angrenzenden Elemente zu einer stetigen Breitenänderung führt. Die RoadSegment Geometrie wird definiert als die Vereinigung aller Lanes und aller Dividers. Eine RoadSegmentTransition ist die Vereinigung aller LaneTransitions. Eine Junction ist die Vereinigung aller RoadTransitions ihrer Roads.

### 3 Schätzarchitektur

Bild 5 zeigt die vorgeschlagene Schätzarchitektur zur Kreuzungserkennung.

#### 3.1 Parameterraum

Geschätzt werden die Parameter des konzeptuellen Modells – also gerade nicht die Geometriemodellparameter – einer Kreuzung und ihrer Zufahrtsstraßen. Zunächst soll die Schätzung unterschiedlicher Kreuzungen unabhängig voneinander betrachtet werden. Hierzu wird eine Beschreibung für Kreuzungsbereiche (*JunctionArea*) eingeführt. Sie erlaubt genau eine Kreuzungsin-

stanz ( $\text{RoadNetwork.num}(\text{Junction}) := 1$ ) und ist ansonsten identisch zur *Roads&Junctions*-Ontologie definiert. Mit *JunctionArea(n)* wird die Menge der populierten *JunctionArea*-Ontologien bezeichnet, für die  $\text{Junction}(n) = \text{true}$  gilt. Sie bilden keine Partition der Menge der populierten *Roads&Junctions*-Ontologien, da eine Straße in den Ontologie-Instanzen all derjenigen Kreuzungen enthalten sein wird, die mit ihr verbunden sind. Ziel ist die Schätzung der wahrscheinlichsten Konfiguration von Kreuzung  $n$  im durch die *JunctionArea(n)* aufgespannten Raum möglicher Kreuzungskonfigurationen.

Die freien Parameter der *JunctionArea*-Ontologie sind vom Typ Kardinalität (z. B.  $\text{RoadSegment.num}(\text{Lane})$ ), Subklassen-Typ (z. B. *Divider*-Typ) oder Parameter einer konkreten Domäne (z. B. *Lane.width*). Jeder freie Parameter wird zunächst als Zufallsvariable mit diskretem Wertebereich interpretiert. Die freien Parameter von Kreuzung  $n$  werden im Zufallsvektor  $\text{JA}^n$  zusammengefasst. Eine *JA*-Hypothese  $\text{JA}_i^n$  ist der Parametervektor der  $i$ ten Kreuzung aus der

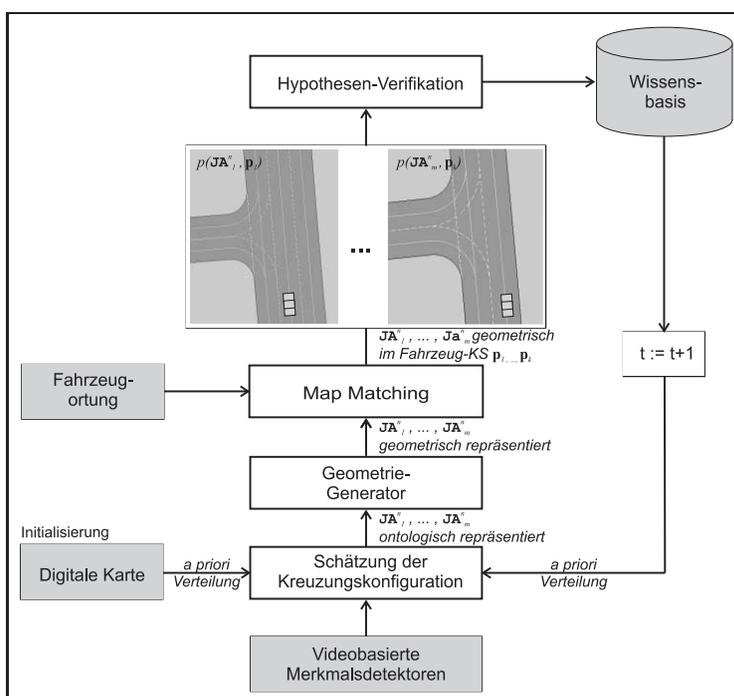
*JunctionArea(n)*-Menge, mit Wahrscheinlichkeit  $p(\text{JA}^n = \text{JA}_i^n)$ .

#### 3.2 Eingangsdaten

Ziel ist die ausschließliche Verwendung von, prinzipiell bereits heutzutage verfügbarer, Sensorik.

Im Initialisierungsschritt bildet eine kommerziell verfügbare, digitale Karte den Messdateneingang. Da derartige Karten für Routenplaner entwickelt werden, liefern sie zwar nahezu fehlerfreie topologische Informationen, jedoch keine realistischen Segmentgeometrien. Zumindest aber liegen die Start- und Endkoordinaten der RoadSegments, der Modellierung entsprechend, in der Fahrbahnmitte. Basierend auf diesen Beobachtungen werden die Kardinalitäten der Roads und der RoadSegments, sowie deren Start- und Endkoordinaten, als deterministisch aus der Karte gegeben angenommen.

Nicht in der Karte enthalten ist die Anzahl und Breite der Spuren sowie die *LaneTransitions*. Auch die Kartengenerationen der nächsten Jahre werden laut Aussagen der Kartenhersteller keine substantiell erweiterten Datenstrukturen



**Bild 5** Schätzarchitektur. Daten einer digitalen Karte gehen als Vorwissen, videobasierte Merkmalsdetektoren als Messdaten in den Kreuzungskonfigurations-Schätzer ein, der einen Satz von  $m$  *Junction Area*-Hypothesen erzeugt. Aus den zunächst ontologisch repräsentierten Hypothesen werden geometrisch repräsentierte Hypothesen wie in Abschnitt 2.3 beschrieben generiert. Gemeinsam mit den Sensordaten der Ortung werden sie zum *Map Matching* (MM) genutzt. Aus den  $k$  wahrscheinlichsten MM-Ergebnissen ergibt sich ein Satz von  $m \cdot k$  Kreuzungsgeometrie-Hypothesen im Fahrzeugkoordinatensystem. Die abschließende videobasierte Verifikation liefert die wahrscheinlichsten Kreuzungsgeometrien, gemeinsam mit einer Präzisierung der Fahrzeuglage, welche für nachfolgende Schätzungen gespeichert werden. Die Berücksichtigung zeitlich vorangehender Ergebnisse für die aktuelle Schätzung ist bislang nicht implementiert.

liefern. Für die fehlenden Parameter wird im Initialisierungsschritt ein stark unsicherheitsbehafteter Messdateneingang basierend auf in der Karte enthaltenen Zusatzinformationen wie z. B. der Fahrbahnklasse („Highway“, „...“, „Pedestrian Mall“) formuliert.

Der `RoadSegmentTransition`-Typ, und damit die Art der geometrischen Interpolation zwischen zwei Segmenten (vgl. Abschnitt 2.3), konnte in den beobachteten Fällen zuverlässig aus dem eingeschlossenen Winkel zwischen den beiden entsprechenden Geradensegmenten der Karte über eine Schwellwertentscheidung bestimmt werden. Er wird daher ebenfalls als deterministisch gegeben angenommen.

Mit dieser Initialisierung ist der Schätzer bereits ohne Videoeingang arbeitsfähig, um den Preis einer erhöhten Anzahl von ausgegebenen Geometrie Hypothesen.

Als Messdateneingang werden verhältnismäßig einfache Schätzer auf Bildern einer im Versuchsträger montierten, kalibrierten Stereokamera vorausgesetzt. Derzeit werden genutzt: Schätzer für die Anzahl und Breite der Fahrspuren, Markierungspfeildetektoren sowie Detektoren für die erlaubten Befahrungsrichtungen auf den Spuren (beispielsweise auf Basis von Markierungspfeilen oder der Bewegungsrichtung vorausfahrender Fahrzeuge). Diese Daten werden im Kreuzungskonfigurationsschätzer zur Präzisierung der noch stark unsicherheitsbehafteten Angaben zur Anzahl und Breite der Spuren sowie der erlaubten `LaneTransitions` genutzt.

Breite und Typ der `Divider` werden derzeit nicht geschätzt, sondern als konstant angenommen (Typ: `DividerMarking`, Breite: 15 cm).

### 3.3 Schätzung der Kreuzungskonfiguration

Die Schätzung der gesuchten Verbundwahrscheinlichkeit  $p(JA^n)$  ist Gegenstand aktueller Arbeiten. Fol-

gende Ansätze werden derzeit vergleichend untersucht:

- (1) Probabilistische Erweiterungen der Prädikatenlogik erster Ordnung. Referenz [1] gibt einen Überblick bezüglich einer entscheidbaren Untermenge, der Beschreibungslogik (Kapitel 6.2.5). In [21] wurde eine vielversprechende Kombination von Prädikatenlogik und Markov-Netzen entwickelt.
- (2) Bayes'sche Belief-Netze (BBN, [20]) und ihre neuen, objektorientierten Erweiterungen (z. B. [13]). Referenz [4] präsentiert einen Ansatz zur automatisierten Übersetzung von OWL-Ontologien (Web Ontology Language) in BBNs.

Der aufgespannte Parameterraum  $JunctionArea(n)$  wird durch die Spezifikation von Vorwissen auf konzeptueller Ebene beträchtlich eingeschränkt. Dazu wird ausgenutzt, dass viele mögliche JA-Instanzen in der Realität nicht erlaubt oder nicht typisch sind, und dass einige der JA-Parameter hochgradig korreliert sind.

Wegen der im Allgemeinen großen Anzahl nicht beobachtbarer Parameter ist ein Multihypothesenansatz essentiell. Eine erhöhte Zahl nicht beobachteter Parameterwerte resultiert in einer erhöhten Hypothesenanzahl. Die Konzentration auf wenige, überproportional wahrscheinliche Hypothesen soll sich durch mehrere Messungen zu unterschiedlichen Zeitpunkten und, falls die Kreuzung aus mehreren Richtungen angefahren wird, unterschiedlichen Perspektiven, ergeben.

### 3.4 Fahrzeugortung

Zur Bildprojektion einer Geometrie-Hypothese muss die Lage der Kamera im erdfesten Koordinatensystem mitgeschätzt werden. Der befahrene Pfad wird dazu durch *Map Matching* auf Basis eines Hidden-Markov-Modells geschätzt, dessen Zustände die `RoadSegments` der Karte bilden (siehe [14]). Die Beobachtungen ergeben sich aus ei-

nem probabilistischen Ähnlichkeitsmaß abhängig von der Euklidischen Distanz und der Orientierungsdifferenz zwischen den Fahrzeugortungsdaten des GPS-Empfängers und `RoadSegment`. Während diese in [14] noch durch Geradensegmente approximiert wurden, wurde hier exemplarisch die deutlich realitätsnähere splineförmige *Centerline* verwendet. Dadurch wurde, vorausgesetzt das korrekte `RoadSegment` wurde ausgewählt und das Fahrzeug folgt seiner Spur, eine deutlich präzisere Schätzung der Fahrzeugorientierung erreicht. Die Schätzung der Longitudinalposition innerhalb der Spur bleibt allerdings weiterhin stark unsicherheitsbehaftet. Darum werden die Positionen um das *Map Matching*-Ergebnis in einem äquidistanten Raster, welches in Fahrtrichtung deutlich stärker ausgedehnt ist, abgetastet. Die Anzahl der Kreuzungshypothesen im Fahrzeugkoordinatensystem entspricht dann dem Produkt aus der Anzahl der Kreuzungshypothesen und der Anzahl der Rasterpunkte.

### 3.5 Hypothesen-Verifikation

Der Hypothesen-Test dient der abschließenden, videobasierten Verifikation der bis dahin stark Vorwissen-basiert generierten Hypothesen. Er verifiziert die konzeptuelle Beschreibung, während kleinere Abweichungen im geometrischen Verlauf nicht bestraft werden sollen. Dazu wird die Bildprojektion der Geometrie-Hypothese über das Merkmal „Vorzugsrichtung der lokalen Textur“ grob mit dem Bild verglichen. Die Nutzung des *low level* Merkmals der Vorzugsrichtung bietet den Vorteil, dass

- (1) beliebige Fahrbahnberandungen (Fahrbahnmarkierungen beliebigen Typs, Bordsteine, Verkehrsinseln, Grasnaben, usw.) Hinweise auf die Fahrbahnberandung liefern und
- (2) Berandungen selbst dann noch Hinweise liefern, wenn spezialisierte Markierungsdetektoren wegen großer Entfernung oder

schlechter Perspektive nicht mehr anspringen.

Demgegenüber steht der erhöhte Rauschanteil durch weitere Objekte mit ebenfalls dominanten Gradientenrichtungen.

**Extraktion der Vorzugsrichtungen** Die lokale Vorzugsrichtung  $\alpha_{Mess}(\mathbf{x}_R)$  an der Position  $\mathbf{x}_R = (x_R, y_R)^T$  im rechten Bild wird berechnet durch die Richtung des Eigenvektors zum größten Eigenwert des Grauwertstrukturtenors (GST):

$$M(\mathbf{x}_R) = \overline{\nabla g(\nabla g)^T}(\mathbf{x}_R), \quad (5)$$

wobei  $\nabla g$  den Gradienten des Grauwertbildes bezeichnet und der Oberstrich die Mittelung über eine Gaußglocke symbolisiert. Die Vorzugsrichtung wird ausschließlich in Bereichen ausgewertet, die

- (1) innerhalb der Fahrbahnebene liegen. Dazu wird über ein Block-Matching-Verfahren ein dichtes Disparitätsfeld gemessen, in dem die Fahrbahnenparameter, wie in [11] beschrieben, geschätzt werden. Bildpunkte mit einer deutlich von Null verschiedenen Parallaxe werden nicht berücksichtigt.
- (2) in einem Schlauch fixer Breite um die *DividerCenterline* liegen. Die Schlauchbreite ist deutlich größer als die Breite des *Dividers*, um kleine Abweichungen im geometrischen Verlauf nicht zu bestrafen.
- (3) eine dominante Gradientenrichtung aufweisen. Dazu muss das Verhältnis der Eigenwerte des GST  $\frac{\lambda_1}{\lambda_2}$  hinreichend groß sein.

**Bestimmung der erwarteten Vorzugsrichtungen** Zur Berechnung der erwarteten Vorzugsrichtung werden die diskreten Stützstellen der Splines aller *DividerCenterlines* ins Bild projiziert. Die erwartete Vorzugsrichtung  $\alpha_{Modell}(\mathbf{x}_R)$  für eine Bildposition  $\mathbf{x}_R$  im Suchbereich ergibt sich aus der Orientierung desjenigen Verbindungsvektors zwischen den

beiden aufeinanderfolgenden Stützstellen mit minimaler orthogonaler Distanz zu  $\mathbf{x}_R$ .

**Hypothesentest** Die Hypothesen  $h_1$  bzw.  $h_0$  bezeichnen die Aussagen, dass die Kreuzungsparameter der realen Kreuzungskonfiguration entsprechen bzw. nicht entsprechen. Für jede Hypothese werden Wahrscheinlichkeitsdichteverteilungen bezüglich der Variable Vorzugsrichtung formuliert. Ziel des Hypothesentests ist die Wahl derjenigen Hypothese, für deren Dichteverteilung die gemessenen Vorzugsrichtungen  $(\alpha_{Mess}(\mathbf{x}_{R,1}), \dots, \alpha_{Mess}(\mathbf{x}_{R,n}))$  eine bessere Stichprobe darstellen.

Das Histogramm der Vorzugsrichtung der lokalen Textur weist im Bereich der erwarteten *Divider* bei korrekter Geometrie und markierter Fahrbahn ein ausgeprägtes Extremum bei der Orientierung der Fahrspur auf. In den übrigen Bereichen sind keine Annahmen bezüglich der Verteilung der Vorzugsrichtung möglich. Entsprechend werden die folgenden Wahrscheinlichkeitsdichteverteilungen bezüglich der gemessenen Vorzugsrichtung  $\alpha_{Mess} \in [0, \pi]$  formuliert (siehe [5]):

$$p_{h_1}(\alpha_{Mess}) \sim c \cdot \mathcal{N}(\alpha_{Modell}, \sigma^2) + (1 - c) \cdot \mathcal{U}(0, \pi)$$

$$p_{h_0}(\alpha_{Mess}) \sim \mathcal{U}(0, \pi). \quad (6)$$

Der gleichverteilte Anteil  $\mathcal{U}$  in  $h_1$  dient der Beschränkung des Einflusses großer Orientierungsdifferenzen.

Die Nullhypothese wird für  $p_{\alpha_{Mess}}(h_1) > p_{\alpha_{Mess}}(h_0)$  zurückgewiesen.  $p_{\alpha_{Mess}}(h_1)$  ergibt sich dabei, unter Annahme *a priori* gleich wahrscheinlicher Hypothesen, nach dem Bayes'schen Paradigma zu:

$$\frac{H1}{H1 + H0} \quad (7)$$

mit

$$H1 = \prod_i p_{h_1}(\alpha_{Mess}(\mathbf{x}_{R,i}))$$

$$H0 = \prod_i p_{h_0}(\alpha_{Mess}(\mathbf{x}_{R,i}))$$

## 4 Evaluierung

Im folgenden Abschnitt wird die Tauglichkeit der Wissensrepräsentation im Hinblick auf das Ziel „Autonomes Fahren“ bewertet. Dazu werden speziell die Teilaufgaben Routenplanung, Beachtung der Verkehrsregeln und die Fahrzeugregelung betrachtet. Anschließend wird die Arbeitsweise des Hypothesentests am Beispiel der Positionsschätzung illustriert.

### 4.1 Wissensrepräsentation

**Routenplanung** Die erlaubte Befahrungsrichtung (*TrafficFlow*) muss noch in das Lane-Konzept integriert werden. Danach enthält die Konzeptualisierung alle zur Routenplanung notwendigen Informationen. Als Erweiterung gegenwärtiger Systeme ist auch die Information für eine *fahrspurgenaue* Navigation enthalten.

**Beachtung der Verkehrsregeln** Informationen hierzu sind bislang nur im Ansatz enthalten. Eine Stärke konzeptueller Repräsentationen ist jedoch deren einfache Erweiterbarkeit. Vorschriften, die für eine Fahrbahn gelten (z.B.: *SpeedLimit*), können durch Verknüpfung des entsprechenden Konzeptes mit der *Road* integriert werden. *Vorfahrtsregeln* (*RightOfWay*) zwischen zwei Spuren können mit deren *LaneTransition* verknüpft werden. Weitere, externe Ontologien – beispielsweise für das Schienennetz, für *floating car data*, für Tankstellen oder Ähnliches. – sind analog integrierbar.

**Fahrzeugregelung** Aus der Frage nach der Tauglichkeit für die Regelung folgt unter anderem die Frage nach der Realitätsnähe der Geometriemodelle – andere Aspekte dieser Fragestellung werden vorerst ausgeklammert. Zur Bewertung wurden zunächst komplexe Kreuzungen aus der Karlsruher Innenstadt ausgewählt. Das konzeptuelle Modell aus Bild 4 wurde für diese Kreuzungen manuell populiert, um den Einfluss

der ungenauen, digitalen Karte und der Schätzer zu eliminieren. Dazu wurden die folgenden Daten aus Karten des Vermessungsamts abgelesen: Anzahl der RoadSegments einer Kreuzung, RoadSegment-Koordinaten, Anzahl der Lanes, Typ der LaneTransitions und Breite der Divider. Die übrigen Parameter wurden als konstant definiert. Damit ist eine *ground truth*-Instanz des konzeptuellen Modells für die ausgewählten Kreuzungen spezifiziert. Mit dem Geometrie-

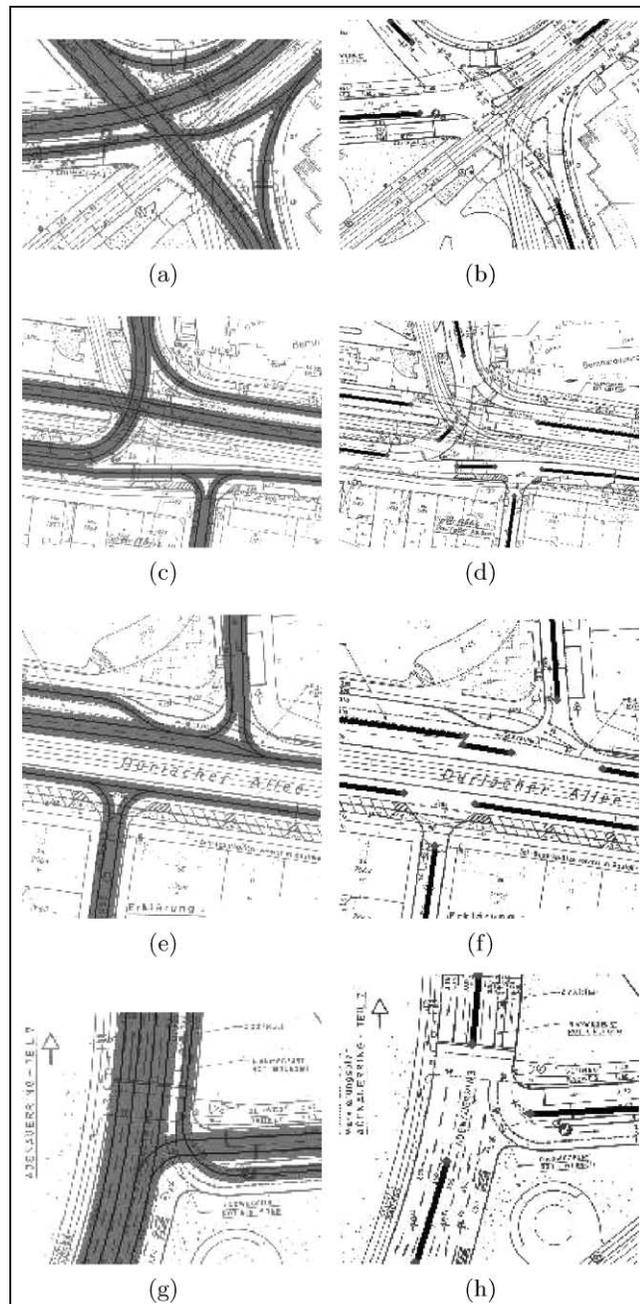
Generator aus Abschnitt 2.3 wurden Geometriemodell-Instanzen erzeugt. In Bild 6 links sind dessen Lanes und LaneTransitions und deren Centerlines gezeigt. Die Karte des Vermessungsamts ist zum Vergleich hinterlegt. Analog könnte auch die Geometrie der Divider erzeugt werden.

Die Ergebnisse zeigen qualitativ die hohe Realitätsnähe der geometrischen Modelle selbst bei komplexem Fahrbahnverlauf, trotz der hohen Kompaktheit der ge-

wählten Repräsentation<sup>1</sup>. Die größte beobachtete Abweichung zwischen LaneCenterline und idealer Fahrtrajektorie betrug insgesamt zweimalig je 1,9 m. Sonstige Abweichungen lagen in der Regel deutlich unter 1 m.

Bei der Spezifikation der RoadSegments wurde Wert darauf gelegt,

<sup>1</sup> In der aktuellen Implementierung wurde OWL (Web Ontology Language) verwendet. Für eine Speicherplatz- und Zugriffszeit-effizientere Repräsentation sind jedoch beliebige andere Serialisierungen wählbar.



**Bild 6** Ergebnisse der geometrischen Modellbildung. Links: Visualisiert sind die Lane(Transition)Centerlines durch die dünnen Linien, sowie die Lane(Transition)s durch die halbtransparenten Überlagerungen. Rechts: Es sind die zum Modell im linken Bild gehörigen RoadSegments visualisiert, jeweils als Geradenstück, spezifiziert durch die Start- und Endkoordinaten des Segments. Im Bildhintergrund liegt die Karte vom Vermessungsamt zum qualitativen Vergleich.

eine bezüglich Anzahl und Koordinaten zu derzeit verfügbaren digitalen Karten vergleichbare Qualität zu erhalten. Die Segmente sind im Bild rechts visualisiert.

Bei Erhöhung der Anzahl der Segmente kann der reale Fahrbahnverlauf – möglicherweise beliebig – weiter angenähert werden. Experimentreihen hierzu stehen noch aus.

#### 4.2 Hypothesentest

Zur Verifikation der Hypothesen werden die von der Kamera des Versuchsträgers aufgenommenen Stereobilder genutzt. Die Stereo-Anordnung dient der Schätzung der Fahrbahnebene, während der Vergleich der Texturvorzugsrichtungen monoskopisch im Bereich des Abbilds der Fahrbahnebene, erfolgt.

Bild 7 zeigt exemplarisch ein Ergebnis des Hypothesentests anhand der *Divider* und *DividerTransitions* einer Kreuzungsgeometriehypothese, die, wie in Abschnitt 4.1 beschrieben, erzeugt wurde. Da die Breite der Spuren nicht vorgegeben wurde, resultiert ein deutlich sichtbarer Modellfehler bezüglich der Breite der querenden Spur. Die gesuchten Markierungen liegen sogar

komplett außerhalb des Suchschlauches. Die Ego-Lane wurde manuell vorgegeben, da das *Map Matching* in der verwendeten Fassung noch mit Fahrbahn- und nicht mit Fahrspur-Präzision schätzte. Der zu testende Hypothesensatz wurde, wie in Abschnitt 3.4 beschrieben, durch translatorische Verschiebung der Geometrie-Hypothese im Fahrzeugkoordinatensystem erhalten.

Visualisiert ist diejenige Hypothese mit der höchsten Güte gemäß Gleichung (7). Die Hypothese entspricht derjenigen, die auch der menschliche Betrachter wählen würde. Die korrekte Klassifikation wurde gestützt durch die wenigen Bildhinweise der linken Markierung der eigenen Spur und der Markierung der querenden Spur. Der nicht markierte Radweg rechts, die fehlerhafte Breite der querenden Spur sowie die Orientierung der von rechts kommenden Schienen gingen dagegen als Störungen ein.

Das Ergebnis entspricht einer Korrektur der Fahrzeugposition im Vergleich zum *Map Matching*-Ergebnis um (+ 45 cm, + 45 cm) im Fahrzeugkoordinatensystem. Der Hypothesentest liefert damit eine

weitere Präzisierung der Positionsschätzung innerhalb der Spur.

## 5 Zusammenfassung

Existierende Ansätze zur Fahrbahnerkennung arbeiten – vermutlich prinzipbedingt – nur auf kleinen Teilmengen (z. B. Autobahnen oder einem bestimmten Kreuzungstyp) der möglichen Fahrbahnkonfigurationen robust. Für eine künftige, allgemeingültige Fahrbahnerkennung ist, unter anderem, ein Parameterraum nötig, mit dem einerseits selbst komplexe Geometrien realitätsnah nachbildbar sind, und der andererseits von hinreichend niedriger Dimension ist. Hinreichend bedeutet dabei, dass selbst die üblicherweise stark verminderte Merkmalsanzahl auf einer Kreuzung auf nur eine oder wenige Lösung(en) des Schätzproblems führt.

Dazu wurde in dieser Arbeit ein hochdimensionales Geometriemodell eingeführt, aus dem eine Vielzahl nicht erlaubter Parameterkombinationen inhärent durch die eingeführte Schätzarchitektur ausgefiltert werden. Für eine effiziente und nachvollziehbare Beschreibung dieser Fälle wurde eine konzeptuelle Wissensrepräsentation für den Diskursbereich *Straßen&Kreuzungen* in Form einer Ontologie entwickelt. Eine Ontologie-Instanz wird auf genau eine Instanz des Geometriemodells abgebildet. Ein Großteil der nicht erlaubten Geometrien kann so bereits durch die Definition sinnvoller Ableitungsregeln ausgeschlossen werden. Gleichzeitig wurde die Realitätsnähe generierter Geometriemodell-Ausprägungen für komplexe Innenstadtkreuzungen exemplarisch durch qualitativen Vergleich mit Karten des Vermessungsamts demonstriert. Die Durchführung ausführlicher Experimentreihen zur quantitativen Beurteilung der Modellgenauigkeit steht noch aus.

Die Verifikation der bis hierhin vorwiegend wissensbasiert generierten Hypothesen erfolgt durch einen einfachen, videobasierten Hy-



**Bild 7** Ergebnis des Hypothesentests für die Kreuzung aus Bild 1(a) und 6(a). Die hellgrauen halbtransparenten Überlagerungen kennzeichnen die Suchschläuche um die neun *DividerCenterlines* der getesteten Kreuzungsgeometriehypothese. Das querende *RoadSegment* besteht zunächst aus zwei, im linken Bilddrittel über eine *EntryExitLaneTransition* aus drei Lanes; das selbst befahrene *RoadSegment* besitzt drei Lanes: die selbst befahrene, den Radweg rechts (im Gegensatz zu Bild 6(a) wurde er hier modelliert; allerdings ist er nicht durch Markierungen gekennzeichnet) sowie, nach einem dazwischenliegenden, breiten *PhysicalDivider*, die Gegenspur links. Für den *PhysicalDivider* werden zwei Suchschläuche, einer für jede Berandung, verwendet. Daraus resultieren neun Suchschläuche. Visualisiert wurde diejenige Hypothese aus einem Satz von translatorisch gegeneinander verschobenen Hypothesen mit der höchsten Güte gemäß Gleichung (7). Die korrekte Position wurde trotz beträchtlicher Abweichung zwischen Geometrie-Hypothese und Realität gefunden.

pothesentest. Dazu werden die Geometrie-Hypothesen mit Hilfe einer GPS- und kartenbasierten Schätzung der Ego Lage und einer kalibrierten Kamera ins Bild projiziert. Durch Vergleich von erwarteten und gemessenen Vorzugsrichtungen der lokalen Textur wird über die Rückweisung oder Akzeptanz einer Hypothese entschieden. Bei zusätzlicher Generierung eines Satzes von Ego Lage-Hypothesen kann gleichzeitig deren Schätzung leicht präzisiert werden.

Insbesondere wurde im vorliegenden Beitrag ein Konzept entwickelt, mit dem sich konzeptuelles Wissen über den Diskursbereich und Sensordaten elegant verknüpfen lassen.

## 6 Ausblick

Eine Folgearbeit beschäftigt sich mit der Stabilisierung des Hypothesentests durch weitere Bildmerkmale, wie beispielsweise der Bewegungsrichtung der als Fahrzeuge klassifizierten Hindernisse.

Der aktuelle Forschungsschwerpunkt liegt in der formalen Beschreibung der Vielzahl nicht erlaubter oder zumindest untypischer Fahrbahn-Konfigurationen, d. h. Ontologie-Instanzen. Deren Beschreibungen liegen zunächst natürlichsprachlich vor, beispielsweise in der Literatur über Richtlinien bzw. Empfehlungen für die Anlage von Straßen (siehe z. B. [9]) oder in Form von Allgemeinwissen (siehe z. B.: „Im Rechtsverkehr liegen Rechtsabbiegerspuren niemals links von Geradeaus- oder Linksabbiegerspuren.“). Auf Basis einer Erweiterung der hier eingeführten Terminologie werden sie derzeit in Markov-Logik-Netze (MLN, [21]), einer probabilistischen Erweiterung der Prädikatenlogik erster Ordnung, übersetzt. Künftig sollen anschließend auch die unsicherheitsbehaftet detektierten Videomerkmale (z. B. Rechtsabbiegerpfeil) durch gewichtete, prädikatenlogische Formeln spezifiziert werden. Die Schätzung der wahrscheinlichsten Kreuzungskonfigura-

tion kann dann durch Inferenz im MLN erfolgen.

## Literatur

- [1] F. Baader et al., *The Description Logic Handbook*, Cambridge University Press, Cambridge, 2003.
- [2] M. Cappello, M. Campani, and A. Succi, „Detection of Lane Boundaries, Intersections and Obstacles“, in *Proc. Intelligent Vehicles Symp.*, Paris, France, Oct. 1994, pp. 284–289.
- [3] J. Crisman and C. Thorpe, „SCARF: A Color Vision System that Tracks Roads and Intersections“, *IEEE Trans. on Robotics and Automation* 9:1, 1993, pp. 49–58.
- [4] Z. Ding, Y. Peng, and R. Pan, „BayesOWL: Uncertainty Modeling in Semantic Web Ontologies“, in *Soft Computing in Ontologies and Semantic Web*, Springer, 2005.
- [5] C. Duchow et al., „Akquisition, Repräsentation und Nutzung von Wissen in der Fahrerassistenz“, in *Informationsfusion in der Mess- und Sensortechnik*, Eisenach, Deutschland, Juni 2006, S. 235–248.
- [6] M. Ekinici, F. Gibbs, and B. Thomas, „Knowledge-based navigation for autonomous road vehicles“ *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences* 8:1, 2000, pp. 1–29.
- [7] W. Enkelmann, G. Struck, and J. Geisler, „ROMA – A System for Model-Based Analysis of Road Markings“, in *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symp.*, Detroit (MI), USA, Sep. 1995, pp. 356–360.
- [8] V. Gengenbach et al., „Model-based Recognition of Intersections and Lane Structures“, in *Proc. Intelligent Vehicles Symp.*, Detroit (MI), USA, Sep. 1995, pp. 512–517.
- [9] Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen (Hrsg.), *Richtlinien für die Anlage von Straßen – Teil: Knotenpunkte (RAS-K1)*, Kirschbaum, Bonn, 1995.
- [10] R. Gregor et al., „EMS-Vision: A Perceptual System for Autonomous Vehicles“, *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems* 3:1, 2002, pp. 48–59.
- [11] P. de Groen, „An Introduction to Total Least Squares“, *NIEUW ARCHIEF VOOR WISKUNDE* 14, 1996, pp. 237ff.
- [12] F. Heimes and H.-H. Nagel, „Towards Active Machine-Vision-Based Driver Assistance for Urban Areas“, *Int'l Journal of Computer Vision (IJCV)* 50:1, 2002, pp. 5–34.
- [13] C. Howard and M. Stumptner, „Situation Assessments Using Object Oriented Probabilistic Relational Models“, in *Proc. Int'l Conf. on Information Fusion (FUSION)*, Philadelphia, July 2005.
- [14] B. Hummel, „Map Matching for Vehicle Guidance“, in *J. Drummond, R. Billen (Eds.), Dynamic and Mobile GIS: Investigating Changes in Space and Time*, CRC Press, Florida, 2006.
- [15] T. Jochem, D. Pomerleau, and C. Thorpe, „Vision Based Intersection Navigation“, in *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symp.*, Sep. 1996, pp. 391–396.
- [16] V. Kastrinaki, M. Zervakis, and K. Kalaitzakis, „A survey of video processing techniques for traffic applications“, *Image and Vision Computing* 21, 2003, pp. 359–381.
- [17] K. Kluge and C. Thorpe, „The YARF System for Vision-Based Road Following“, *Mathematical and Computer Modelling* 22:4–7, 1995, pp. 213–233.
- [18] J. C. McCall and M. M. Trivedi, „Video-Based Lane Estimation and Tracking for Driver Assistance: Survey, System, and Evaluation“, *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems*, 7:1, 2006, pp. 20–37.
- [19] K. Mueck, *Rechnergestützte Erkennung und Beschreibung innerstädtischer Straßenkreuzungen*, Dissertation, Universität Karlsruhe, 2000.
- [20] J. Pearl, *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference*, Morgan Kaufmann, 1988.
- [21] M. Richardson and P. Domingos, „Markov Logic Networks“, *Journal of Machine Learning*, 62:1–2, 2006, pp. 107–136.
- [22] G. Struck et al., „Interaction between Digital Road Map Systems and Trinoocular Autonomous Driving“, in *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symp.*, Tokio, Japan, July 1993, pp. 461–466.
- [23] R. Zavodnik and H. Kopp, *Graphische Datenverarbeitung*, Hanser, München, 1995.



1



3

**1 Dipl.-Inform. Britta Hummel** ist wissenschaftliche Mitarbeiterin am Institut für Mess- und Regelungstechnik der Universität Karlsruhe (TH). Sie hat im April 2003 ihr Studium der Informatik an der Universität



2

Karlsruhe mit Diplom abgeschlossen. Ihre Forschungsinteressen liegen in den Bereichen Maschinensehen und Wissensrepräsentation, derzeit mit Anwendungsschwerpunkt Kreuzungserkennung in der Innenstadt.  
Adresse: Institut für Mess- und Regelungstechnik, Engler-Bunte-Ring 21, 76131 Karlsruhe, Tel.: +49-721-6083174, Fax: +49-721-661874, E-Mail: hummel@mrt.uka.de

**2 BSc Zongru Yang** hat die Studiengänge Maschinenbau und Elektrotechnik an der University of Science and Technology of China 2003 mit dem Bachelor abgeschlossen. Er studiert derzeit Mechatronik an der Universität Karlsruhe und arbeitet als Diplomand am Institut für Mess- und Regelungstechnik zum Thema Fahrbahngeometrie-Modellierung und videobasierte

Erkennung von Pfeilmarkierungen.  
Adresse: Institut für Mess- und Regelungstechnik, Engler-Bunte-Ring 21, 76131 Karlsruhe, Tel.: +49-176-23137391, E-Mail: zongru.yang@stud.uni-karlsruhe.de

**3 Dipl.-Ing. Christian Duchow** erhielt 2003 sein Diplom in Maschinenbau von der Universität Karlsruhe (TH). Er ist derzeit Doktorand am Institut für Mess- und Regelungstechnik der Universität Karlsruhe. Seine Forschungsschwerpunkte liegen im Bereich videobasierte Fahrbahn- und Kreuzungserkennung in der Innenstadt.  
Adresse: Institut für Mess- und Regelungstechnik, Engler-Bunte-Ring 21, 76131 Karlsruhe, Tel.: +49-721-6086599, Fax: +49-721-661874, E-Mail: duchow@mrt.uka.de