

Manöver Erkennung für Szenario basierte Erprobung



Verantwortlich: EGMF/C

Student: He Jingyu (EGFM/C) **Betreuerin:** Joganantham Rubina

Datum: 19.10.2018

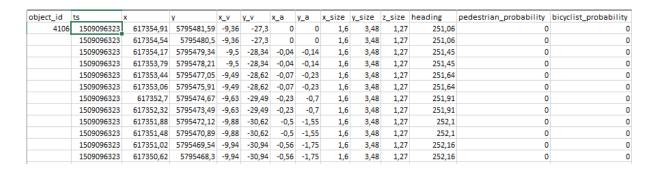
Inhaltsverzeichnis

1	Motivation	3
	1.1 Datenherkunft	3
	1.2 Ziel	3
2	Theoretische Grundlage	5
	2.1 Begriffserklärung	5
3	Aufbau der Algorithmus	9
	3.1 In Satellitenkarte importieren	9
	3.2 Neue Merkmale wählen für Spurwechselerkennung	9
	3.3 Algorithmus für die Manövererkennung bei Längsführung	10
4	Durchführen der Shiny-app	12
	4.1 Einführung in Shiny-app	12
	4.2 Durchführung der Algorithmus	12
	4.3 Ergebnis der Erkennungsalgorithmus	14
5	Ausblick	16

1 Motivation

1.1 Datenherkunft

Das Erfassen der aktuellen Verkehrssituation und ein entsprechendes Handeln sind bemerkenswerte Fähigkeiten des Menschen, die Computer zunehmend nachbilden. Dazu brauchen wir viele Verkehrsdaten zu analysieren. Auf einer Strecke der Autobahn A39 neben Wolfsburg werden alle vorbeilaufende Objekte in einer gewisse Zeit aufgenommen und dokumentiert. Einige Merkmale von diesen fahrenden Objekte wie Objekt-ID, GPS-Koordinate, Zeitreihen, Geschwindigkeit, Beschleunigung, Fahrzeugsize, Heading-Winkel und Fahrzeugklasse werden durch auf der Straßenseite angebrachte Kamera gemessen. Insgesamt wurde 35 Objekte protokoliert und als Excel Tabelle exportiert(siehe Abb 1.1). Es lohnt sich, diese Daten zu analysieren und visualisieren. Damit können sie weiter benutzt werden.



motorcycle_probability	car_probability	van_probability	truck_pro	t0	v_abs	a_abs	a_signed	a_in_headi	class	label
0	255	0	0	0	28,86	0	0	0	c	1
0	255	0	0	0,04	28,86	0	0	0		1
0	255	0	0	0,08	29,8899	0,1456	0,1456	0,14545		1
0	255	0	0	0,12	29,8899	0,1456	0,1456	0,14545		1
0	255	0	0	0,16	30,1524	0,24042	0,24042	0,24034		1
0	255	0	0	0,2	30,1524	0,24042	0,24042	0,24034		1
0	255	0	0	0,24	31,0225	0,73682	0,73682	0,73682		1
0	255	0	0	0,28	31,0225	0,73682	0,73682	0,73682		1
0	255	0	0	0,32	32,1745	1,6286	1,6286	1,6286		1
0	255	0	0	0,36	32,1745	1,6286	1,6286	1,6286		1
0	255	0	0	0,4	32,4975	1,8374	1,8374	1,8374		1
0	255	0	0	0,44	32,4975	1,8374	1,8374	1,8374		1

Abb 1.1 Beispiel für Vorhandene Daten

1.2 Ziel

In Endeffekt wollen wir die weiterverarbeitete Daten dazu verwenden, die hochautomatisierte Fahrzeug zu erproben. Eine hochautomatisierte Fahrzeug hat folgende Eigenschaft. Das System der Fahrzeug übernimmt Quer- und Längsführung für einen gewissen Zeitraum in spezifische Situationen. Der Fahrer muss das System dabei nicht überwachen. Bei Bedarf wir der Fahrer zur Übernahme des Fahraufgabe mit ausreichender Zeitreserve aufgefordert. Systemgrenzen werden alle vom System erkannt. Das System ist nicht in der Lage, aus jeder Ausgangssituation den risikominimalen Zustand herbeizuführen.

Um die hochautomatisierte Fahrzeug in einer gewissen Szenario zu testen, brauchen so viel wie möglich Szenario entwickelt werden. Fahrerassistenzsysteme und automatisierte Fahrfunktionen sind zentrale Bestandteile der Forschung im Automobilbereich. Für die Markteinführung einer automatisierten Fahrfunktion stellt nicht nur die Entwicklung der Funktion eine Herausforderung dar, sondern insbesondere deren Absicherung und Freigabe.

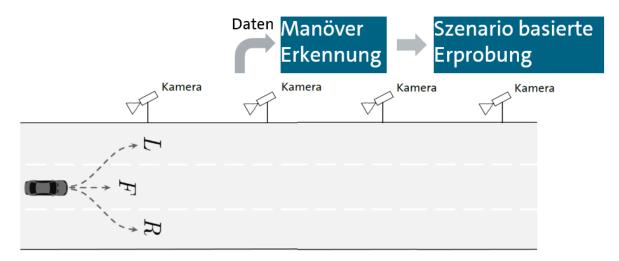


Abb 1.2 Datenherkunftschema

Ein szenariobasiertes Testkonzept, welches gezielt validierte virtuelle Umgebungen als Testwerkzeugeinsetzt, bietet das Potential, die Herausforderung der Absicherung von zukünftigenautomatisierten Fahrfunktionen durch eine systematische Erhöhung der Testabdeckung zu lösen. Der Forschungsbedarf, der sich aus der aufgestellten These ergibt, wird im folgenden Kapitel diskutiert und in Form von Forschungsfragen beschrieben. Allerdings sei bereits an dieserStelle angemerkt, dass ein szenariobasiertes Testkonzept keine vollständige Testabdeckung erreichen kann. Da es sich bei automatisierten Fahrfunktionen um offene Systeme handelt, diesich in einer offenen Umgebung bewegen, kann nicht abgeschätzt werden, wie viele Szenarieninsgesamt existieren. Dadurch kann derzeit keine vollständige Testabdeckung nachgewiesenwerden. Die Messung der Testabdeckung stellt somit für den streckenbasierten als auch szenariobasierten Ansatz eine große Herausforderung dar und ist derzeit noch eine offene Forschungsfrage.

2 Theoretische Grundlage

Begriffserklärung

Die wichtigesten Begriffe der Arbeit sollen in diesem Abschnitt erläutert werden.

• Trajektoriedaten

Eine Trajektorie, auch Bahnkurve, ein Pfad oder Weg, ist in der Physik der Verlauf der Raumkurve, entlang der sich ein Körper oder ein Punkt, beispielsweise der Schwerpunkt eines starren Körpers, bewegt. In unsere Datesätze gibt es für jeder Objektfahrzeug zu jeder Zeitpunkt ein UTM-Koordinate, damit ist es einfach ein Trajektorie für jeder Objekt zu generieren.

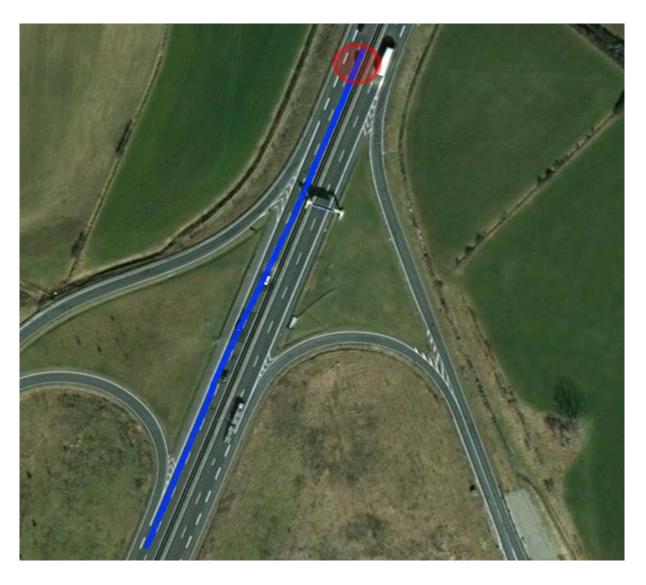


Abb 2.1 Trajektorie einer Objekte

• Änderung des Headingwinkels

Headingwinkel ist in der Horizontalebene gemessenen Winkel zwischen einer Bezugsrichtung (Nord) und der Bewegungsrichtung eines Schiffs oder Flugzeugs. Für die latituide Manöver ändert sich der Headingwinkel zur jeder Zeitpunkt. Bei unserer Algorithmus wird Headingwinkel immer mit die Werte 1s vorher verglichen. Da gibt es maximale Differenzwerte.

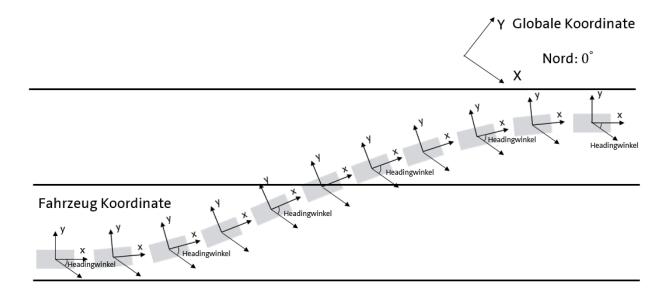


Abb 2.2 Darstellung des Headingwinkels für ein Spurwechsel

• Änderung der Absoluten Krümmung

Die Krümmung ist ein Begriff aus der Mathematik, der in seiner einfachsten Bedeutung die lokale Abweichung einer Kurve von einer Geraden bezeichnet. Unter der Krümmung einer ebenen Kurve versteht man in der Geometrie die Richtungsänderung beim Durchlaufen der Kurve. Die Krümmung einer Geraden ist überall gleich null, weil sich ihre Richtung nicht ändert. Folgends ist Formel zur Berechnung der Krümmung.

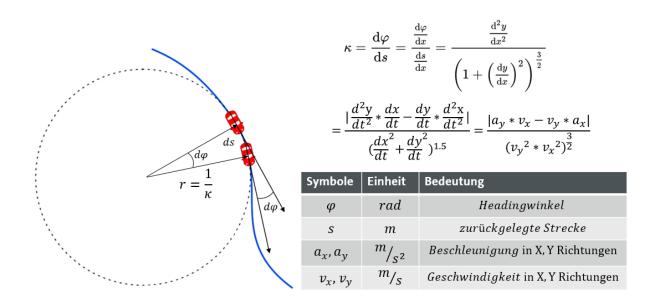


Abb 2.3 Darstellung und Berechnung für die Krümmung

Wenn ein Fahrzeug ein Spurwechsel auf der Sraße macht, gibt es Änderung von der Krümmung, wichtiger ist, egal ob die Straße ein Kurve oder geradeaus ist, ist die Änderung gleich.

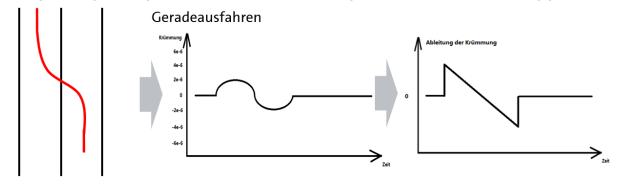


Abb 2.4 Änderung der Krümmung auf der Geradeausstraße

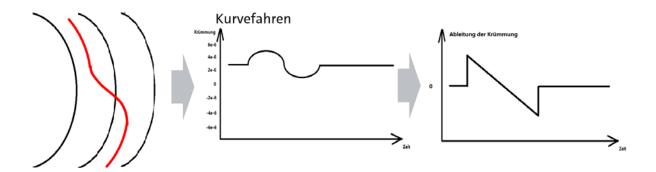


Abb 2.5 Änderung der Krümmung auf der Kurvefahrt

Abstand

Abstand ist der gemessene räumliche Abstand zwischen zwei Fahrzeugen. Der Bruttoabstand ist dabei die Strecke zwischen der Front eines Vorderfahrzeugs bis zur Front eines folgenden Fahrzeugs. Der Weg zwischen dem Heck des vorderen Fahrzeugs und dem Bug des Nachfolgers ist der Nettoabstand. Die Berechnung der Größen ist in Abschnitt beschrieben.

Zeitlücke

Eine Zeitlücke ist der zeitliche Abstand zwischen zwei aufeinander folgenden Fahrzeugen an einem Messquerschnitt. Als Messpunkt wird der vorderste Punkt, der Bug des Fahrzeugs, verwendet. Als Bruttozeitlücke wird die Zeitspanne vom Bug des vorderen zum Bug des hinteren Fahrzeugs bezeichnet. Die Nettozeitlücke ist die Zeitspanne zwischen dem Heck des führenden Fahrzeugs und dem Bug des folgenden Fahrzeugs.

3 Aufbau der Algorithmus

3.1 In Satellitenkarte importieren

Wie gesagt in die Gesamtdatensätze gibt es 35 Objekt mit jeweils UTM Weltkoordiate. Zur bessere Übersichtlichkeit wird diese Objekte erst zur GPS Koordinate umwandern und dann auf der Satellitenkarte darstellen. Folgendes sind beispielweise zwei Objekte mit Geradeausfahren und Rechtspurwechsel.

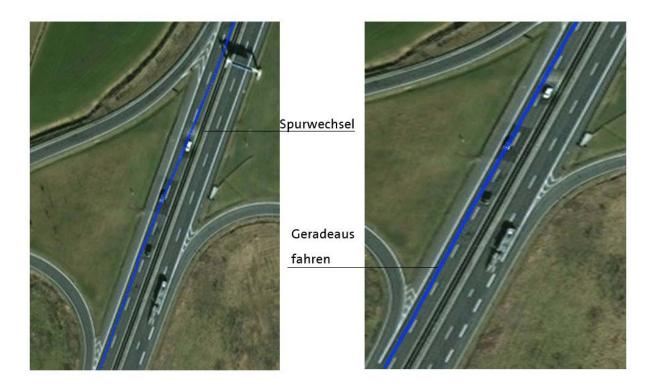


Abb 3.1 Spurwechsel und Geradeausfahren auf eine Satelitenkarte

So ist einfacher um die gesamte Trajektorie von der Objektfahrzeuge zu begreifen und für spätere Manöveranalyse vorzubereiten.

3.2 Neue Merkmale wählen für Spurwechselerkennung

In der Datensätze gibt es schon 23 Attribute für jeder Objektfahrzeug z.B. Geschwindigkeit, Beschleunigung und Headingwinkel usw. Die sind auch Zeitreihe mit dem Zeitabstand mit 40ms. Wie in die letzter Kapital erklärt ist die Änderung der Headingwinkel und Krümmung für die Spurwechselerkennung wichtig. Durch die dplyr Packet in R-Studio ist die Berechnung von zusätzlicher Merkmale aus verfügbarer Attribute einfach. Danach werden 2 Schwellwerte für jeweils Merkmale ausgewählt. Damit wird die Manöver durch ein Entscheidungsbaum erkannt. Die Ablauf der Entscheidungsbaum wird folgendes gezeigt:

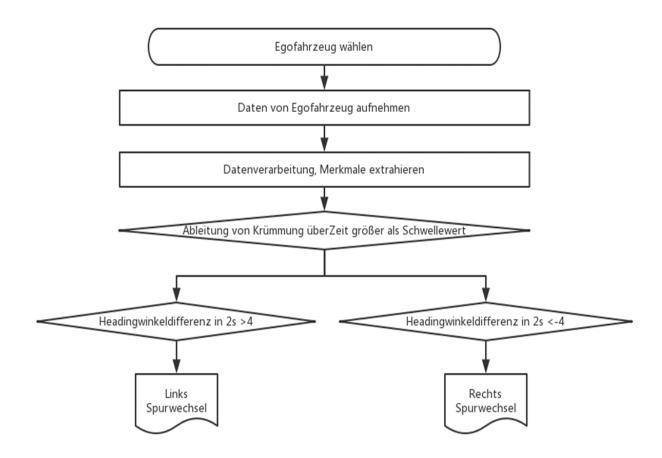


Abb 3.2 Architektur der Algorithmus für Spurwechsel

3.3 Algorithmus für die Manövererkennung bei Längsführung

Für die Manöver bei Längsführung gibt es 3 Arte bzw. Annährung, Wegfahren und Zurückfallen. Wenn die Egofahrzeug sich an die Objektfahrzeug nähren bzw. die Abstand zwischen die 2 Fahrzeug sich verringern, mit andere Wörte wenn die Egofahrzeug hinter Objektfahrzeug und schneller als Objektfahrzeug ist oder wenn die Egofahrzeug vor Objektfahrzeug fährt und langsamer als die Objektfahrzeug ist dann heißt es Annährungsfahrt. Unter Wegfahren verstehen wir dass die Egofahrzeug die Objektfahrzeug übergeholt und fährt immer weiter weg von Objektfahrzeug. Und bei Zurückfallen der Egofahrzeug bedeutet dass die Egofahrzeug immer hinter Objektfahrzeug fährt und langsamer als Objektfahrzeug ist. Anhand die folgende Abbildung können wir die Aufbau der Erkennungsalgorithmus besser verstehen.

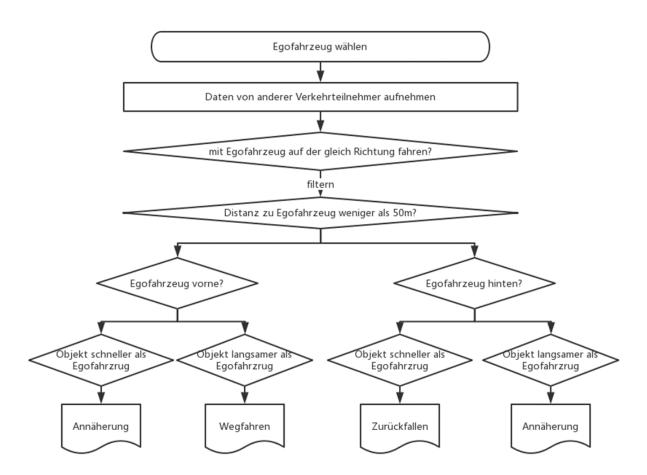


Abb 3.2 Architektur der Algorithmus für Annäherung

4 Durchführen der Shiny-app

4.1 Einführung in Shiny-app

Die Algorithmus sind in Shiny-app integriert, damit ein Benutzeroberfläche besteht. Durch die können die Manöver in ein bestimmt Zeitschnitt abrufen. Shiny ist ein R-Paket, mit dem Sie interaktive Web-Apps direkt von R aus erstellen können. Sie können eigenständige Apps auf einer Webseite hosten oder sie in R Markdown-Dokumente einbetten oder Dashboards erstellen. Sie können Shiny-Apps auch um CSS-Themen, HTML-Widgets und JavaScript-Aktionen erweitern.

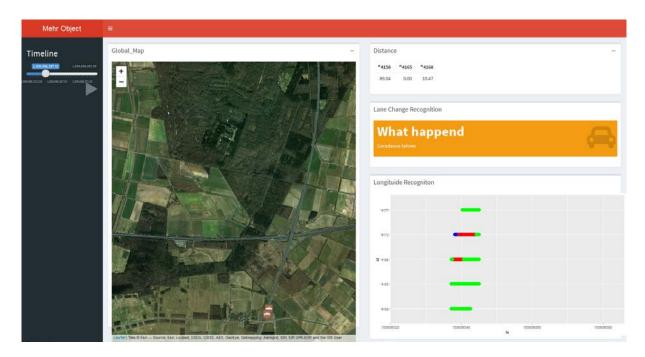


Abb 4.1 Shiny-app

4.2 Durchführung der Algorithmus

Zur Durchführung der Algorithmus müssen wir erst die Datensätze vorbereiten und zu die Workspace der R-Studio als Form von List laden damit die Algorithmus zu jeder Messzeitpunkt die Merkmale von jeder Objektfahrzeug zugreifen können. Durch die "datenimport " Program können wir die "raw.csv" file auf die Arbeitsraum der R-Studio laden.



Abb 4.2 List von Datensätze

Und die Wichtig ist dass die notwendig Datenverarbeitungsbibliothek für R vorher alle aufgeladet sein müssen(shiny, leaflet, sp., dplyr, readxl, dara.tabel, geosphere, ggplot2).

Das Erkennungsergebniss werden in die Tabelle heißt "akk" gespeichert, deshalb müssen wir für jeder Starten der Shinyapp die Tabelle löschen mit Befehl rm(akk).

Dann durch die Befehl runApp(`Das Name von die Ordnen von Shinyapp`) starten wir die App und zur eine bestimmte Zeitpunkt gehen und wählen die Egofahrzeug aus. Und die App laufen lassen dann die Erkennungsergebnisse werden entlang der Zeitreihen protokolliert. Wie folgend darstellt.

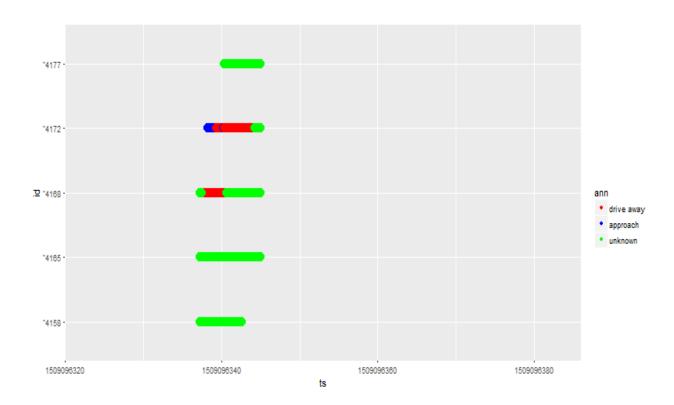


Abb 4.3 Annäherungserkennung

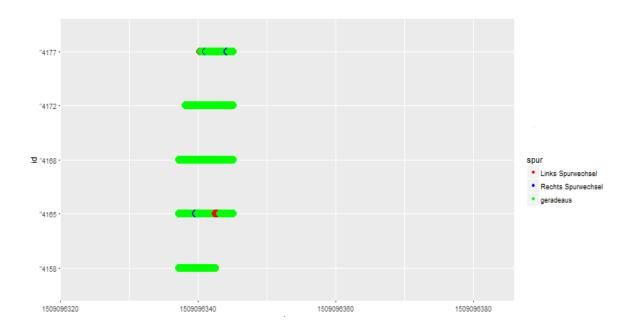


Abb 4.4 Spurwechselerkennung

4.3 Ergebnis der Erkennungsalgorithmus

Laut vorheriger Forschung dauert ein normale Spurwechsel 2-4s, Deshalb werden Headingwinkel und Krümmung immer mit die Werte 1s vorher verglichen, wo die maxiamle Differenz besteht. Natürlich in die Datensätze gibt es große Rauschen, somit können nicht alle Erkennung als Links oder Rechtsspurwechsel festgestellt werden. Bei die Folgende Erkennungsergebnisstabelle sind die X Achse die Zeit und sind die Y Achse die ID der Fahrzeugen. Bei der Fahrzeug ID z.B. 4165 stellen wir ein recht Abbiegung und ein links Abbiegung nach ungefähr 1s fest. So können wir ein Rechtspurwechsel bestimmen.

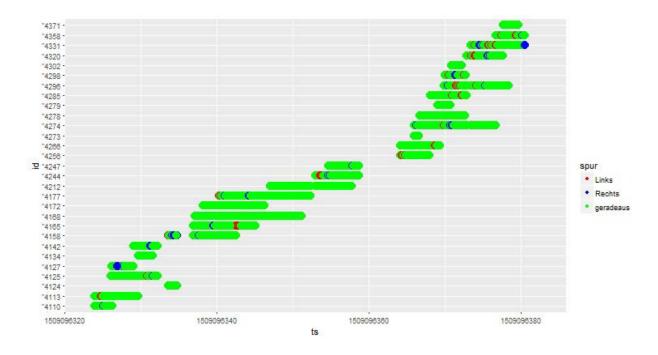


Abb 4.5 Spurwechselerkennung

Bei die Annährungserkennung sind die Ergebnisse für verschiedene Egofahrzeuge unterschiedlich. Deshalb ist die Erkennung bei Verschwindung der Egofahrzeug sofort am Ende. Außerdem in Realität ist natürlich Annäherungsfahrt als kritischer Situationen wahrgenommen, und das Wegfahren und Zurückfallen sowie die Beziehung zwischen zwei Fahrzeug mit zu großer Abstand eher gefahrlos. Folgendes ist beispielweise Erkennungsergebnisse für Fahrzeug mit ID 4165.

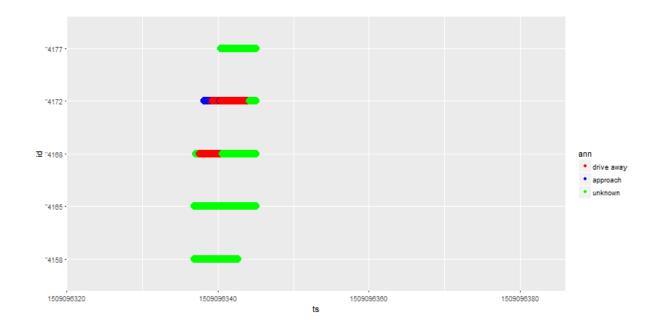


Abb 4.6 Annäherungserkennung für Fahrzeug 4165

Laut Diagramm ist die Fahrzeug mit id 4172 und 4168 für Egofahrzeug 4165 kritisch.

5 Ausblick

Die in dieser Arbeit durchgeführte Untersuchung brachte einige wichtige Erkenntnisse. Im ersten Teil sollen die Idee zu dem Erkennungsalgorithmus eingebracht und diskutiert werden. Im zweiten Teil werden dann wichtige Ergebnisse zusammengefasst.

Während der Nachforschung gab es noch viele Ideen, die es vor allem aus wegen der dann nötigen Untersuchungen nicht in diese Arbeit geschafft haben. Zuerst sind unsere Datensätze zuklein (c.a 1m), deshalb ist es nicht realistisch maschinellen Lernverfahren einzusetzen. Zweitens können wir die Verkehrsituation in Stadt nachforschen, die komplizierter als auf Autobahn ist. Drittens wird noch mehr Einflussfaktoren erweitert, und als Ursache der Manöver festgestellt. (z.B. Wetter, Fahrbahnbeschaffenheit, Hindernis, Zustand der Fahrer).